



TESIS-SS14 2501

**REGRESI KUANTIL BAYESIAN DENGAN PENALTI
ADAPTIF LASSO UNTUK ESTIMASI PENGARUH
PENDIDIKAN TERHADAP PENDAPATAN DI
PROVINSI SULAWESI SELATAN**

**ZABLIN
NRP.1314201713**

**DOSEN PEMBIMBING
IRHAMAH, M.Si., Ph.D.
Dr. rer. pol. DEDY DWI PRASTYO, M.Si.**

**PROGRAM MAGISTER
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2016**



TESIS-SS14 2501

**BAYESIAN QUANTILE REGRESSION WITH
ADAPTIVE LASSO PENALTY TO ESTIMATE
RETURN TO EDUCATION ON EARNING
IN SOUTH SULAWESI**

ZABLIN
NRP.1314201713

SUPERVISOR :
Irhamah, M.Si., Ph.D.
Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si.

MAGISTER PROGRAM
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2016

**REGRESI KUANTIL BAYESIAN DENGAN PENALTI ADAPTIF LASSO
UNTUK ESTIMASI PENGARUH PENDIDIKAN TERHADAP
PENDAPATAN DI PROVINSI SULAWESI SELATAN**

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Sains (M.Si.)

di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Oleh :

ZABLIN
NRP. 1314201713

Tanggal Ujian : 20 Januari 2016
Periode Wisuda : Maret 2016

Disetujui Oleh :

1. Irhamah, M.Si., Ph.D.
NIP. 19780406 200112 2 002

(Pembimbing I)

2. Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si.
NIP. 19831204 200812 1 002

(Pembimbing II)

3. Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D.
NIP. 19621015 198803 1 002

(Penguji)

4. Dr. Suhartono, M.Sc.
NIP. 19710929 199512 1 001

(Penguji)

5. Dr. Titi Kanti Lestari, SE., M.Comm.
NIP. 19611231 198312 2 001

(Penguji)



Direktur Program Pascasarjana

Prof. Ir. Djauhar Manfaat, M.Sc., Ph.D.
NIP. 19601202 198701 1 001

REGRESI KUANTIL BAYESIAN DENGAN PENALTI ADAPTIF LASSO UNTUK ESTIMASI PENGARUH PENDIDIKAN TERHADAP PENDAPATAN DI PROVINSI SULAWESI SELATAN

Nama : Zablin
NRP : 1314201713
Pembimbing : Irhamah, M.Si, Ph.D
Co Pembimbing : Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si

ABSTRAK

Pendidikan diharapkan dapat mendorong peningkatan produktivitas yang pada akhirnya bermuara pada peningkatan pendapatan masyarakat. Hubungan antara pendidikan dan pendapatan dapat dianalisis dengan persamaan Mincer. Studi ini bertujuan untuk meneliti hubungan antara lama sekolah (variabel yang mewakili pendidikan) dan potensi pengalaman (umur - lama sekolah) terhadap pendapatan. Pengaruh pendidikan terhadap pendapatan digambarkan oleh koefisien dari variabel lama sekolah yang umumnya dikenal sebagai *return* pendidikan. Regresi kuantil digunakan dalam penelitian ini untuk melihat efek pendidikan terhadap pendapatan pada berbagai tingkatan kuantil, bukan hanya pada ukuran pemusatan distribusi dari pendapatan. Persamaan Mincer ditaksir menggunakan tiga pendekatan, yaitu: (i) *Quantile Regression* (QR), (ii) *Bayesian Quantile Regression* (BQR), dan (iii) *Bayesian Adaptive Lasso Quantile Regression* (BALQR). Metode BALQR ini adalah perluasan dari metode BQR dengan memberikan penalti yang berbeda pada setiap koefisien regresi. Invers gamma digunakan sebagai distribusi prior untuk parameter penalti. Data yang digunakan untuk penelitian ini adalah hasil survei angkatan kerja nasional (SAKERNAS) 2014 di Provinsi Sulawesi Selatan. Hasil studi menunjukkan bahwa metode BALQR relatif lebih baik dibanding dengan dua metode lainnya berdasarkan hasil backtesting dan perbandingan nilai standar *error*. Selain itu, terdapat perbedaan plot garis regresi kuantil untuk sektor pertanian dan jasa-jasa. *Return* pendidikan pada sektor pertanian relatif sama antar kuantil sementara pada sektor jasa *return* pendidikan antar kuantil sebagian besar berbeda secara signifikan.

Kata Kunci : adaptif lasso, persamaan mincer, regresi kuantil, regresi kuantil Bayesian.



(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAYESIAN QUANTILE REGRESSION WITH ADAPTIVE LASSO PENALTY TO ESTIMATE RETURN TO EDUCATION ON EARNING IN SOUTH SULAWESI

By :Zablin
Student Identity Number :1314201713
Supervisor :Irhamah, M.Si, Ph.D
Co Supervisor :Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si

ABSTRACT

Education plays an important role toward the increasing in productivity and earning. Using so-called mincer earning function, we investigated the effect of education and earning. This study using years of schooling (interpretation of education) and potensial experience as predictor variables. Effect of education represented by coefficient of variable years of schooling, commonly known as *return* to education. With quantile regression, allowing to specify the effect of covariate at different quantile levels not only at the center of its distribution, but also at its spread. We employed three methods to estimate parameters in mincer equation: (i) Quantile Regression (QR), (ii) Bayesian Quantile Regression (BQR) and (iii) Bayesian Adaptive Lasso Quantile Regression (BALQR). The latter method extends the bayesian Lasso penalty term by employing different penalty function with an adaptive tuning parameter accomodated in the inverse gamma prior distribution. Data used in this paper is samples from workers in agricultural and services sectors in South Sulawesi. Empirical results showed that BALQR relative outperformed over BQR and QR because it resulted better in backtesting and smaller standart *error* (SE). In addition, there are different pattern quantile regression line for agricultural and services sectors. *Return* to education in agricultural sector in most of quantile of earning are not different. More over, *return* to education in services different in most of quantile of earning.

Key words: adaptive lasso penalty, Bayesian quantile regression, mincer equation.



(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Segala puji bagi Allah SWT yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang, yang telah melimpahkan karunia nikmat sehingga dengan izin-Nya penyusunan tesis dengan judul “Regresi Kuantil Bayesian dengan Penalti Adaptif Lasso untuk Estimasi Pengaruh Pendidikan terhadap Pendapatan di Provinsi Sulawesi Selatan” dapat terselesaikan.

Pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih dan penghargaan yang setinggi-tingginya kepada berbagai pihak yang telah membantu penyelesaian tesis ini, baik secara moril maupun materiil:

1. Badan Pusat Statistik yang telah memberi kesempatan serta beasiswa kepada penulis untuk mengikuti Program Magister Statistika di ITS.
2. Ibu Irhamah, M.Si., Ph.D. selaku pembimbing dan dosen wali yang telah meluangkan banyak waktu untuk memberikan bimbingan, arahan dan petunjuk dalam menyelesaikan tesis ini dengan berbagai keterbatasan penulis.
3. Bapak Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si selaku pembimbing yang telah meluangkan banyak waktu untuk memberikan bimbingan, arahan dan petunjuk dalam menyelesaikan tesis ini.
4. Bapak Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D., Bapak Dr. Suhartono dan Ibu Dr. Titi Kanti Lestari, SE., M.Comm. selaku penguji yang telah banyak memberikan saran dan koreksi atas penulisan tesis ini serta Bapak Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, M.Si. selaku validator tesis
5. Bapak dan Ibu dosen Statistika ITS yang telah mencurahkan ilmu dan pengalamannya selama proses studi dan Bapak Khairul beserta seluruh staff jurusan Statistika, FMIPA ITS yang telah memberikan bantuan selama proses studi.
6. Bapak Prof. Didik Prasetyoko, terima kasih atas nasihat, arahan dan kebersamaannya selama menempuh pendidikan di ITS.
7. Bapak dan Ibuku, terima kasih atas doa dan dukungannya semoga Allah SWT memberikan balasan yang terbaik di sisi-Nya.

8. Bapak dan Ibu mertuaku, terima kasih atas doanya semoga Allah SWT memberikan balasan yang terbaik.
9. Istriku tercinta, Umi Azizah, terima kasih atas doa, dukungan dan pengorbanannya selama menyelesaikan S2 ini. Anak-anakku tersayang, Muhammad Fahmi, Umar Tsaqif dan Aisyah Hanan Dzakiyah sebagai penyejuk hati dan penyemangat bagi penulis. Doa dan harapan terbaik selalu untuk kalian.
10. Mas Syahrul, yang tengah menyelesaikan pendidikan doktor, yang tidak pernah bosan menjawab pertanyaan penulis. Terima kasih atas masukannya dan semoga Allah memberikan balasan yang terbaik.
11. Teman-teman *classic house* (Pak De Muryanto dan Kang Arip), teman makan, jalan, diskusi dan yang paling penting teman mengerjakan tugas. Terima kasih atas kebersamaannya.
12. Temen-temen satu perjuangan Batch 8 BPS, *mabes* (Mas Ali Akbar, Aan Setyawan, mas Henri, mas Duto, Rory), *mabes cewek* (Santi, Sri Aryani, Eunike, Afni, Maulidiah, Dian Eka, Vivin, Anita, Sayu Widi, Amalia, Yanti) dan Fatih, yang telah bersama-sama dan saling memotivasi selama menempuh pendidikan. Semoga kita dapat berjumpa lagi di lain kesempatan dan senantiasa sukses.
13. Semua pihak yang telah membantu penyelesaian tesis ini.

Akhirnya, do'a dan harapan selalu dipanjatkan kepada Allah SWT agar ilmu yang telah diperoleh menjadi barokah dan bermanfaat bagi sesama serta dapat menjadi sarana meraih ridho Allah. Aamiin Ya Robbal 'Alamin.

Surabaya, Februari 2016

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
LEMBAR PENGESAHAN	iii
ABSTRAK	v
ABSTRACT.....	vii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL.....	xv
DAFTAR GAMBAR	xvii
 BAB 1 PENDAHULUAN	 1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	5
1.3 Tujuan Penelitian.....	5
1.4 Manfaat Penelitian.....	6
1.5 Batasan Masalah.....	6
 BAB 2 LANDASAN TEORI.....	 7
2.1 Analisis Regresi.....	7
2.2 Regresi Kuantil.....	9
2.2.1 Estimasi Parameter	10
2.2.2 Konstruksi Selang Kepercayaan pada Regresi Kuantil	12
2.2.3 Pegujian Hipotesis	13
2.2.4 Kriteria Kebaikan Model.....	14
2.3 Regresi Kuantil Bayesian	14
2.4 Regresi Kuantil Bayesian dengan Penalti Adaptif Lasso.....	18
2.4.1 Regresi Kuantil Bayesian dengan Penalti Lasso	18
2.4.2 Regresi Kuantil Bayesian dengan Penalti Adaptif Lasso	19
2.5 Uji Konvergensi Heidel.....	20
2.6 Teori Pendapatan	21
2.6.1 Pendapatan dan Pendidikan.....	22

2.6.2 Pendapatan dan Umur	22
2.6.3 Persamaan Mincer	22
BAB 3 METODE PENELITIAN	25
3.1 Sumber data	25
3.2 Variabel penelitian	25
3.3 Tahapan penelitian	26
3.4 Metode Estimasi Parameter	27
3.4.1 Regresi Kuantil	27
3.4.2 Regresi Kuantil Bayesian	27
3.4.3 Regresi Kuantil Bayesian dengan Penalti Adaptif Lasso	28
BAB 4 PEMBAHASAN	33
4.1 Analisis Statistik	33
4.1.1 Gambaran Umum Perekonomian Sulawesi Selatan	33
4.1.2 PDRB Perkapita	35
4.1.3 Penyerapan Tenaga Kerja di Provinsi Sulawesi Selatan	36
4.1.4 Perkembangan Sektor Pendidikan di Provinsi Sulawesi Selatan	37
4.1.5 Gambaran Pendapatan per Jam pada Pekerja di Sektor Pertanian dan Jasa	40
4.1.6 <i>Confident Interval</i> (CI) Rata-rata Pendapatan per Jam Menurut Jenjang Pendidikan	42
4.1.7 Perbedaan Rata-rata Pendapatan per Jam Menurut Potensi Pengalaman	44
4.2 Analisis Inferensia	44
4.2.1 Estimasi Parameter Beta dengan Metode BALQR, BQR dan QR	44
4.2.2 Perbandingan metode BALQR, BQR dan QR menggunakan metode <i>backtesting</i>	47
4.2.3 Hubungan Lapangan Pekerjaan dengan Pendidikan Pada Pekerja Sektor Pertanian	52

4.2.4 Hubungan Lapangan Pekerjaan dengan Pendidikan Pada Pekerja Sektor Jasa	56
4.2.5 Hubungan antara Pendapatan dan Potensi Pengalaman pada Pekerja Sektor Pertanian.....	59
4.2.6 Hubungan antara Pendapatan dan Potensi Pengalaman pada Pekerja Sektor Jasa	60
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	63
5.1 Kesimpulan.....	63
5.2 Saran	63
DAFTAR PUSTAKA	65
LAMPIRAN	69
Lampiran 1. Plot Pendapatan dengan Potensi Pengalaman	69
Lampiran 2. Syntax untuk Metode BALQR, BQR dan QR.....	71
Lampiran 3. Output Sektor Pertanian.....	77
Lampiran 4. Output Sektor Jasa	111
Lampiran 5. Kuesioner Sakernas 2014	145



(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	<i>Empirical</i> CDF dan <i>Invers Empirical</i> CDF	9
Gambar 2.2	Fungsi Regresi Kuantil	10
Gambar 2.3	Struktur Model Regresi untuk Metode BQR.....	17
Gambar 2.4	Hubungan Antara Umur Dan Potensi Pengalaman Terhadap Pendapatan Pada Setiap Kelompok Pendidikan	23
Gambar 3.1	Tahapan Analisa Data.....	31
Gambar 4.1	Angka Partisipasi Sekolah (APS) Penduduk Usia Sekolah (7- 24 Tahun) Tahun 2011-2014 di Provinsi Sulawesi Selatan	38
Gambar 4.2	Angka Melek Huruf (AMH) Penduduk Usia 10 ke atas di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2009-2014	39
Gambar 4.3	Rata-rata Pendapatan dari Pekerjaan Utama untuk Pekerja Sektor Pertanian.....	43
Gambar 4.4	Rata-rata Pendapatan dari Pekerjaan Utama untuk Pekerja Sektor Jasa	44
Gambar 4.5	Garis Regresi Kuantil Ln(pendapatan perjam) pekerja sektor Pertanian	53
Gambar 4.6	Plot $\hat{\beta}_1$ pada berbagai kuantil untuk pekerja Sektor Pertanian dan Jasa.....	56
Gambar 4.7	Garis Regresi Kuantil Ln(pendapatan perjam) pekerja sektor Jasa.....	57
Gambar 4.8	Plot antara <i>Expected</i> Ln(pendapatan per jam) dengan Potensi Pengalaman (lama sekolah diasumsikan tetap yaitu 6 tahun) Pekerja Sektor Pertanian	60
Gambar 4.9	Plot antara <i>Expected</i> Ln(pendapatan per jam) dengan Potensi Pengalaman (lama sekolah diasumsikan tetap yaitu 6 tahun) Pekerja Sektor Jasa	61



(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Data Penjualan dan Biaya Iklan yang Dikeluarkan sebuah Perusahaan A.....	11
Tabel 3.1	Variabel Penelitian.....	26
Tabel 3.2	Struktur Data.....	26
Tabel 4.1	PDRB, Pertumbuhan Ekonomi, <i>Share</i> Terhadap PDB Indonesia Tahun Dasar 2010 Indonesia Bagian Timur Tahun 2014.....	34
Tabel 4.2	PDRB, Pertumbuhan Ekonomi dan Distribusinya Menurut Lapangan Usaha Tahun Dasar 2010 Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2014	35
Tabel 4.3	PDRB Perkapita dan Laju Pertumbuhannya di Provinsi Sulawesi Selatan dan Indonesia Tahun 2011-2014	36
Tabel 4.4	Penduduk Sulawesi Selatan Berumur 15 Tahun Keatas Yang Bekerja Selama Seminggu Yang Lalu Menurut Lapangan Pekerjaan Utama dan Jenis Kelamin.....	37
Tabel 4.5	Statistik Deskriptif Pendapatan per Jam Pekerja Sektor Pertanian di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2014.....	40
Tabel 4.6	Statistik Deskriptif Pendapatan per Jam Pekerja Sektor Jasa di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2014	41
Tabel 4.7	Hasil Estimasi Parameter dengan Metode BALQR, BQR dan QR untuk Sektor Pertanian	45
Tabel 4.8	Hasil Estimasi Parameter dengan Metode BALQR, BQR dan QR untuk Sektor Jasa	46
Tabel 4.9	Hasil Backtesting untuk Sektor Pertanian dan Jasa pada setiap Metode	49
Tabel 4.10	LR_{POF} _POF Test untuk Sektor Pertanian dan Jasa pada setiap Metode.....	50
Tabel 4.11	Standar <i>Error</i> $\hat{\beta}_1$ untuk Metode BALQR, BQR dan QR.....	51
Tabel 4.12	Koefisien Variabel Lama Sekolah ($\hat{\beta}_1$) dan 95% <i>Credible Interval</i> pada Sektor Pertanian.....	54
Tabel 4.13	Uji Perbedaan <i>Slope</i> pada $\alpha = 5\%$ untuk Sektor Pertanian.....	55
Tabel 4.14	Koefisien Variabel Lama Sekolah ($\hat{\beta}_1$) dan 95% <i>Credible Interval</i> pada Sektor Jasa	59

Tabel 4.15 Uji Perbedaan *Slope* pada $\alpha = 5\%$ untuk Sektor Jasa..... 59

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Plot Pendapatan dengan Potensi Pengalaman	69
Lampiran 1.1 Plot Pendapatan dan Potensi Pengalaman dengan Lama Sekolah = 12 Tahun untuk Sektor Pertanian dan Jasa.....	69
Lampiran 1.2 Plot Pendapatan dan Potensi Pengalaman dengan Lama Sekolah = 16 Tahun untuk Sektor Pertanian dan Jasa.....	70
Lampiran 2. Syntax untuk Metode BALQR, BQR dan QR.....	71
Lampiran 2.1 Syntax untuk Metode BALQR dan BQR	71
Lampiran 2.2 Syntax untuk Metode QR	75
Lampiran 3. Output Sektor Pertanian	77
Lampiran 3.1 Trace MCMC dan Plot Autokorelasi untuk Metode BALQR..	77
Lampiran 3.2 Uji Konvergensi Heidel untuk Metode BALQR.....	88
Lampiran 3.3 Summary untuk Metode BALQR.....	91
Lampiran 3.4 Trace MCMC dan Plot Autokorelasi untuk Metode BQR	93
Lampiran 3.5 Uji Konvergensi Heidel untuk Metode BQR	104
Lampiran 3.6 Summary untuk Metode BQR.....	107
Lampiran 3.7 Summary untuk Metode QR.....	109
Lampiran 4. Output Sektor Jasa.....	111
Lampiran 3.1 Trace MCMC dan Plot Autokorelasi untuk Metode BALQR	111
Lampiran 3.2 Uji Konvergensi Heidel untuk Metode BALQR.....	117
Lampiran 3.3 Summary untuk Metode BALQR.....	122
Lampiran 3.4 Trace MCMC dan Plot Autokorelasi untuk Metode BQR	125
Lampiran 3.5 Uji Konvergensi Heidel untuk Metode BQR	127
Lampiran 3.6 Summary untuk Metode BQR.....	138
Lampiran 3.7 Summary untuk Metode QR.....	142
Lampiran 5. Kuesioner Sakernas 2014	145



(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Sejak diberlakukannya UU Nomor 32 Tahun 2004 tentang Pemerintahan Daerah, sebagian kewenangan pemerintah pusat dialihkan kepada pemerintah daerah. Pendidikan dasar dan menengah adalah salah satunya. Pemerintah daerah bertanggung jawab mengelola pendidikan yang bermutu sesuai dengan standar nasional yang sudah digariskan. Untuk menjamin setiap warga negara memiliki akses terhadap pendidikan yang bermutu, pemerintah daerah mengimplementasikan berbagai kebijakan. Salah satunya adalah pendidikan gratis yang menjadi program prioritas provinsi Sulawesi Selatan periode 2008-2013 dan dilanjutkan untuk periode 2013-2018. Program ini diharapkan bisa meningkatkan akses masyarakat terhadap pendidikan yang salah satu indikatornya adalah rata-rata lama sekolah.

Besarnya investasi pemerintah Provinsi Sulawesi Selatan di bidang pendidikan tidak terlepas dari upaya pemerintah dalam meningkatkan pertumbuhan ekonomi di masa depan. Pemerintah provinsi menyadari besarnya tantangan ke depan terutama menghadapi perdagangan bebas dunia yang dimulai dengan perdagangan bebas ASEAN. Kualitas sumber daya manusia adalah modal utama untuk memenangkan persaingan dengan negara lain. Investasi di sektor pendidikan diharapkan bisa meningkatkan produktifitas sehingga upah akan meningkat dan pada akhirnya tujuan pemerintah dalam meningkatkan kesejahteraan masyarakat dapat terwujud. Hubungan antara pendidikan dan pendapatan/upah telah menjadi kajian dalam model-model ekonometrik. Salah satu yang membahas hubungan antara pendidikan dan upah adalah model yang dikembangkan oleh Mincer pada tahun 1974.

Mincer (1974) melakukan pengujian pada banyak kumpulan data dari berbagai negara. Selanjutnya mengembangkan persamaan tunggal yang menjelaskan upah sebagai fungsi dari pendidikan dan potensi pengalaman. Persamaan tersebut kemudian dikenal sebagai *Mincer earnings function*. Model

yang diusulkan ini kemudian menjadi rujukan banyak peneliti yang melakukan kajian tentang upah. Banyak penelitian berikutnya yang menggunakan persamaan mincer misalnya Buchinsky (1994), Machado dan Mata (2002), Nielsen dan Rosholm (2002), Yu, Kerm dan Zhang (2005), Lubrano dan Aziz pada tahun 2014 dan lain-lain. Metode estimasi parameter terhadap persamaan mincer mengalami perkembangan dari metode regresi dengan *Ordinary Least Square* (OLS), *Quantile Regression* (QR), hingga *Bayesian Quantile Regression* (BQR).

Purnastuti, Miller dan Salim (2013) melakukan penelitian tentang *return rate* pendidikan di Indonesia dengan menggunakan persamaan Mincer yang dimodifikasi. *Return* pendidikan adalah imbal/hasil dari investasi pada sektor pendidikan. Besarnya investasi direpresentasikan oleh variabel lama sekolah. Dalam model regresi, *return* pendidikan setara dengan koefisien dari variabel lama sekolah. Hasil estimasi parameter dengan metode OLS menunjukkan bahwa dalam kurun waktu 1993-2007 terjadi penurunan *return* pendidikan. Duflo (2001) melakukan studi tentang dampak program SD Inpres terhadap hubungan antara partisipasi sekolah dan upah. Duflo menggunakan data survei penduduk antar sensus (SUPAS) tahun 1995. Penelitian dilakukan terhadap laki-laki yang lahir antara tahun 1950-1972. Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa *return* pendidikan antara 6,8 – 10,6 persen. Metode yang digunakan adalah OLS dan *two stage least squares*. Kedua metode memberikan hasil yang tidak berbeda secara signifikan.

Comola dan Mello (2010) menggunakan data survei angkatan kerja nasional (SAKERNAS) tahun 2004 untuk meneliti *return* pendidikan. Estimasi *return* pendidikan melalui persamaan mincer dengan metode OLS diperoleh *return* sebesar 9,5 – 10,3 persen. Sementara ketika menggunakan pendekatan Heckman's diperoleh *return* sebesar 10,8 - 11,6 persen. Dengan menggunakan pendekatan *multinomial selection return* berkisar antara 10,2 - 11,2 persen. Mosteller dan Tukey (1977) menyatakan bahwa garis regresi memberikan gambaran tentang pengaruh sekumpulan variabel *independent* terhadap rata-rata dari variabel *dependent*. Dalam kondisi *homoscedasticity*, garis regresi berdasarkan rata-rata dapat mewakili hubungan antara respon dan prediktor pada berbagai kuantil dari variabel respon *conditional on* prediktor. Tetapi dalam

keadaan *heteroscedasticity* garis regresi berdasarkan rata-rata tidak bisa mewakili bagian lain dari distribusi respon. Dalam kondisi seperti ini, diperlukan garis regresi pada berbagai kuantil dari variabel *dependent* yang mewakili pengaruh variabel *independent* pada berbagai kuantil yang berbeda dari variabel *dependent*. Sehingga diperoleh gambaran yang lebih lengkap tentang hubungan antara prediktor dan respon. Hal ini tidak dapat dilakukan pada *mean regression* yang estimasi parameternya berdasarkan metode OLS. *Mean regression* umumnya hanya menyajikan satu garis regresi untuk menjelaskan pengaruh satu atau beberapa variabel *independent* terhadap rata-rata dari variabel *dependent*. Sebagai metode alternatif, QR mampu menyajikan garis regresi pada berbagai kuantil dari respon.

Koenker dan Basset (1978) memperkenalkan regresi kuantil yang menawarkan beberapa kelebihan dari regresi yang berpusat pada rata-rata. QR menghasilkan model statistik dengan informasi yang relatif lebih lengkap dibandingkan dengan *mean regression* dan telah digunakan secara luas dalam berbagai bidang. Daya tarik regresi kuantil adalah kemampuannya untuk menjelaskan hubungan antara variabel respon dan prediktor pada berbagai kuantil dari variabel respon, bukan hanya pada ukuran pemusatan distribusi dari variabel respon. Selain itu, regresi kuantil dapat diaplikasikan pada data yang mengandung *outlier* dan memiliki residual yang tidak homogen. Sejak diperkenalkan pada tahun 1978, regresi kuantil telah menjadi salah satu kajian yang menarik dan diaplikasikan dalam berbagai bidang seperti ekologi, ekonometrik, biologi, keuangan, sosial, analisis survival dan lainnya.

Estimasi parameter dalam regresi kuantil yang dilakukan oleh Koenker dan Basset (1978) menggunakan metode *Least Absolute Deviation* (LAD). Pada tahun 1999, Koenker dan Machado memaksimumkan fungsi likelihood dari *Asymmetric Laplace Distribution* (ALD) untuk estimasi parameter dalam model QR. Yu dan Moyeed (2001) memperkenalkan metode *Bayesian Quantile Regression*. Ide dari BQR adalah pengembangan fungsi likelihood berdasarkan ALD. Penggunaan ALD sangat natural dan efektif untuk memodelkan regresi kuantil dalam perspektif bayesian.

Yu, Lu dan Stander (2003) melakukan kajian terhadap perkembangan terkini dan perkembangan ke depan dari regresi kuantil. Beberapa kajian terkini dalam regresi kuantil meliputi regresi kuantil untuk data *time series*, kajian tentang *goodness of fit* regresi kuantil dan penggunaan metode *Bayesian* dalam regresi kuantil. Yu, Kerm dan Zhang (2005) melakukan penelitian tentang distribusi upah di Inggris dengan menggunakan pendekatan BQR. Penelitian tersebut menggunakan data survey rumah tangga antara tahun 1991 sampai 2001. Hasilnya menunjukkan bahwa hubungan antara upah dengan pendidikan, potensi pengalaman dan sektor pekerjaan berbeda pada setiap tingkatan upah. Pada tahun 2007, Yu dan Stander memperkenalkan *Bayesian Analysis of a Tobit Quantile Regression Model*. Hasil pengujian pada data simulasi dan data riil menunjukkan bahwa model ini lebih baik dari metode estimasi klasik yang diusulkan oleh Buchinsky dan Hahn (1998) serta Powel (1986).

Pemilihan variabel menggunakan *least absolute shrinkage and selection operator* (Lasso) diperkenalkan oleh Tibshirani (1996). Zou dan Hastie (2005) memperkenalkan pendekatan *elastic-net* untuk mengatasi beberapa kelemahan Lasso. Zou (2006) mengembangkan Lasso dengan menerapkan penalti yang berbeda pada setiap koefisien regresi. Metode ini dikenal sebagai Adaptif Lasso.. Hardle dan Prastyo (2014) mengaplikasikan penalti Lasso dan *elastic-net* pada model logit untuk kredit scoring.

Li, Xi dan Lin (2010) melakukan studi tentang *Bayesian Regularized Quantile Regression*. Model ini adalah pengembangan dari model BQR dengan menambahkan fungsi penalti. Penalty yang digunakan adalah Lasso, group Lasso dan *elastic-net*. Penelitian yang dilakukan terhadap data riil dan data simulasi menunjukkan bahwa metode BQR dengan penalti menghasilkan *mean square error* (MSE) yang lebih kecil dibandingkan dengan metode BQR tanpa penalti. Alhamzawi, Yu dan Benoit (2012) mengusulkan metode *Bayesian Adaptif Lasso Quantil Regression* (BALQR) yang merupakan pengembangan dari model *Bayesian Lasso Quantil Regression* (BLQR). BALQR menerapkan penggunaan penalti yang berbeda pada setiap koefisien dalam model regresi. Alhamzawi dkk. menggunakan enam metode lainnya sebagai pembanding yaitu BQR Lasso, BQR *Elastic-net*, QR Lasso, QR *Elastic-net*, QR, dan Lasso. Hasil studi menunjukkan

bahwa metode BALQR menghasilkan dugaan yang relatif lebih baik dibanding metode lainnya.

Berdasarkan uraian di atas, hasil penelitian terhadap *return* pendidikan (koefisien dari variabel pendidikan) bervariasi. Variasi dipengaruhi oleh perbedaan waktu dan lokasi penelitian. Sehingga perlu dilakukan penelitian yang lebih spesifik untuk mendapatkan *return* pada setiap daerah pada waktu tertentu. Sementara itu, informasi tentang hubungan pendidikan dan pendapatan penting untuk sinkronisasi pembangunan bidang pendidikan dan ketenagakerjaan. Untuk itu, penelitian ini akan mengkaji hubungan antara pendidikan dan upah pada tahun 2014 di Provinsi Sulawesi Selatan. Estimasi parameter dalam model Mincer akan memanfaatkan metode QR, BQR dan BALQR.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dikemukakan di atas, maka permasalahan dalam penelitian ini dirumuskan sebagai berikut:

1. Apakah metode BALQR menghasilkan model yang lebih akurat dibandingkan QR dan BQR pada kuantil 0,05; 0,1; 0,2; 0,3; 0,4; 0,5; 0,6; 0,7; 0,8; 0,9 dan 0,95?
2. Bagaimana pengaruh pendidikan terhadap pendapatan untuk pekerja yang bekerja di sektor pertanian?
3. Bagaimana pengaruh pendidikan terhadap pendapatan untuk pekerja yang bekerja di sektor jasa?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, maka tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini yaitu:

1. Membandingkan efektivitas penggunaan metode BALQR, BQR dan QR pada kasus yang diteliti.
2. Menjelaskan pengaruh pendidikan terhadap pendapatan untuk pekerja yang bekerja di sektor pertanian.
3. Menjelaskan pengaruh pendidikan terhadap pendapatan untuk pekerja yang bekerja di sektor jasa.

1.4 Manfaat Penelitian

Sesuai dengan tujuan di atas, manfaat yang ingin dicapai dari penelitian ini yaitu:

1. Secara praktis, penelitian ini bisa menjelaskan pola hubungan antara pendidikan dan pendapatan secara lebih komprehensif sehingga bisa menjadi masukan kepada pemerintah dalam melakukan perencanaan di bidang pendidikan dan ketenagakerjaan.
2. Secara teoritis, penelitian ini bisa menunjukkan apakah metode BALQR lebih baik dibandingkan dua metode lainnya dalam menjelaskan kasus yang diteliti.

1.5 Batasan Masalah

Beberapa hal yang perlu ditegaskan dalam penelitian ini agar tidak menimbulkan kesalahan interpretasi yaitu:

1. Objek penelitian ini adalah semua penduduk umur 15 tahun ke atas yang bekerja dengan status berusaha sendiri, buruh/karyawan/pegawai tetap, pekerja bebas pertanian dan pekerja bebas non pertanian. Penduduk yang bekerja dengan status berusaha dibantu buruh tetap/tidak tetap/keluarga dan pekerja keluarga tidak dicakup dalam penelitian ini.
2. Pendapatan yang dimaksud dalam penelitian ini adalah pendapatan dari pekerjaan utama baik dalam bentuk barang/uang. Tidak termasuk pendapatan dari pekerjaan sampingan dan transfer dari pihak lain.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 Analisis Regresi

Analisis regresi merupakan salah satu teknik statistik yang digunakan secara luas dalam ilmu pengetahuan terapan. Analisis regresi disamping digunakan untuk mengetahui bentuk hubungan antar peubah dalam model regresi, juga dapat dipergunakan untuk maksud-maksud peramalan. Istilah “regresi” pertama kali diperkenalkan oleh seorang antropolog dan ahli meteorologi terkenal dari Inggris yang bernama Sir Francis Galton yang hidup tahun 1822-1911. Galton (1886) menemukan bahwa meskipun ada kecenderungan bagi orang tua yang tinggi mempunyai anak-anak yang tinggi dan bagi orang tua yang pendek untuk mempunyai anak-anak yang pendek, distribusi tinggi suatu populasi tidak berubah secara menyolok (besar) dari generasi ke generasi. Penjelasannya adalah bahwa ada kecenderungan rata-rata tinggi anak-anak dari orang tua yang mempunyai tinggi tertentu akan berubah (*regress*) mendekati tinggi rata-rata seluruh populasi.

Regresi digunakan untuk menduga nilai suatu respon dari prediktor yang sudah diketahui atau diasumsikan ada hubungan dengan respon. Nilai dugaan parameter dari model regresi linier dapat ditaksir dengan metode OLS. Persamaan regresi dengan sampel n dan jumlah prediktor k dinyatakan sebagai berikut:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.1)$$

Dalam bentuk matriks, persamaan (2.1) dapat ditulis sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

Bentuk umum dari matriks (2.2) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad (2.3)$$

dimana \mathbf{y} adalah vektor respon, \mathbf{X} adalah matriks prediktor, $\boldsymbol{\beta}$ adalah vektor parameter $(\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k)'$ dan $\boldsymbol{\varepsilon}$ adalah vektor *error* yang dinotasikan dengan

$(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)'$. Asumsi yang harus dipenuhi yaitu $\varepsilon_i \sim iid. N(0, \sigma^2)$ dan tidak ada kolinearitas diantara variabel prediktor.

Penduga OLS untuk β diperoleh dengan meminimumkan kuadrat *error* pada persamaan (2.1) sebagai berikut:

$$\min \varepsilon' \varepsilon = \min \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \min \sum_{i=1}^n (y_i - x_i' \beta)^2 \quad (2.4)$$

Dari persamaan (2.3) dan (2.4) kuadrat *error* dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\varepsilon' \varepsilon = (y - X\beta)'(y - X\beta) \quad (2.5)$$

Penduga parameter β pada model regresi pada persamaan (2.5) diperoleh dengan cara sebagai berikut:

$$\varepsilon' \varepsilon = (y - X\beta)'(y - X\beta) \quad (2.6)$$

$$= y'y - 2yX'\beta + \beta'X'X\beta \quad (2.7)$$

Seanjutnya persamaan (2.7) diturunkan terhadap β . Penduga β yang meminimumkan *error* akan diperoleh ketika hasil turunan tersebut disamakan dengan nol.

$$\frac{\partial(\varepsilon' \varepsilon)}{\partial \beta} = 0, \quad (2.8)$$

$$-2X'y + X'X\hat{\beta} = 0,$$

sehingga

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'y \quad (2.9)$$

Gujarati (2004) menyebutkan bahwa pendugaan interval untuk $\hat{\beta}_j$ adalah

$$P \left[\hat{\beta}_j - t_{\left(\frac{\alpha}{2}, n-k-1\right)} se(\hat{\beta}_j) \leq \beta_j \leq \hat{\beta}_j + t_{\left(\frac{\alpha}{2}, n-k-1\right)} se(\hat{\beta}_j) \right] = 1 - \alpha, \quad (2.10)$$

dimana:

$se(\hat{\beta}_j) = s\sqrt{g_{jj}}$, dengan g_{jj} adalah elemen diagonal ke-j dari $(X'X)^{-1}$

$\hat{\beta}_j$: nilai prediksi untuk parameter β ke j

α : tingkat signifikansi

n : banyaknya sampel

k : banyaknya variabel bebas

s : standar *error* dari residual

X : matriks pengamatan (prediktor)

2.2 Regresi Kuantil

Regresi kuantil merupakan suatu pendekatan dalam analisis regresi yang dikenalkan oleh Koenker dan Bassett (1978). Pendekatan ini menduga berbagai fungsi kuantil dari suatu distribusi y sebagai fungsi dari X . Regresi Kuantil sangat berguna jika data tidak homogen (varian y berubah seiring perubahan X) dan tidak simetris, terdapat ekor pada sebaran atau *truncated distribution* (Koenker, 2005). Regresi kuantil sangat berguna dalam berbagai bidang, diantaranya ekonometrika, biomedik, keuangan, kesehatan, lingkungan dan sebagainya.

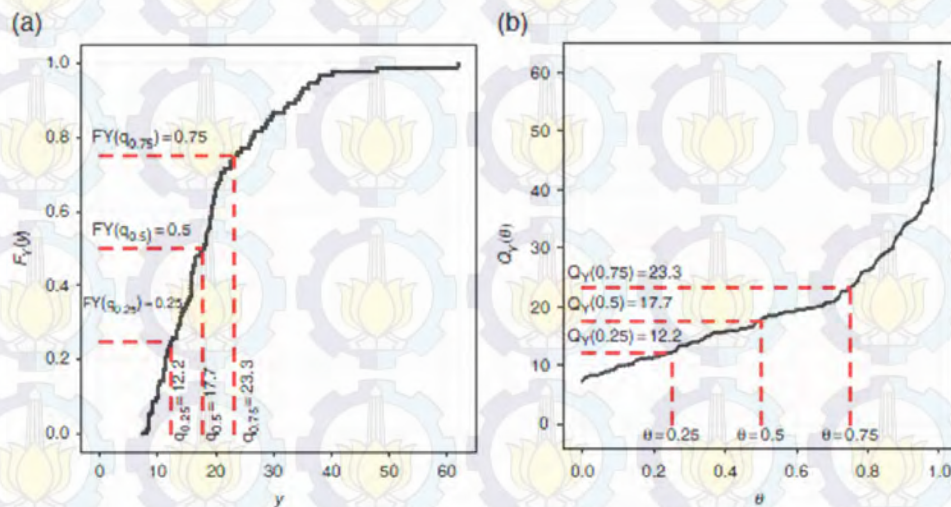
Misalkan diberikan data $\{y_1, y_2, y_3, \dots, y_n\}$ dan τ adalah fungsi kumulatif atau kuantil ke- τ dari y maka:

$$F_Y(y) = F(y) = P(Y \leq y) = \tau, \quad (2.11)$$

dimana $\tau \in (0,1)$ sehingga kuantil ke- τ dari y atau fungsi kuantil ($Q_Y(\tau)$) adalah *invers* dari persamaan (2.11):

$$Q_Y(\tau) = F_Y^{-1}(\tau) = \inf\{y: F_Y(y) > \tau\}.$$

Fungsi distribusi kumulatif atau *cumulative distribution function* (CDF) empirik dari y ($F_Y(y)$) dan *invers* CDF ($Q_Y(\tau)$) ditampilkan pada Gambar 2.1 a dan 2.1b.



Gambar 2.1. (a) *Empirical CDF*, (b) *Invers Empirical CDF*

Pada regresi linier, $E(\mathbf{y}|\mathbf{x}_i) = \mathbf{x}_i'\boldsymbol{\beta}$ sementara dalam regresi kuantil $Q_Y(\tau|\mathbf{x}_i) = \mathbf{x}_i'\boldsymbol{\beta}_\tau$ yang dapat diuraikan menjadi:

$$y_i = \beta_{\tau 0} + \sum_{j=1}^k \beta_{\tau j} x_{ij} + \varepsilon_{\tau i}, i = 1, \dots, n$$

Dalam bentuk matriks regresi kuantil dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nk} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_{\tau 0} \\ \beta_{\tau 1} \\ \vdots \\ \beta_{\tau k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{\tau 1} \\ \varepsilon_{\tau 2} \\ \vdots \\ \varepsilon_{\tau n} \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

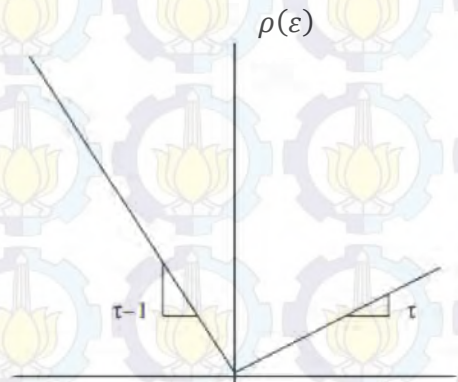
Bentuk umum dari matriks (2.12) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}_\tau + \boldsymbol{\varepsilon}_\tau \quad (2.13)$$

dimana \mathbf{y} adalah vektor dari respon, \mathbf{X} adalah matriks prediktor $\boldsymbol{\beta}_\tau$ adalah vektor parameter pada kuantil ke- τ , dimana $\tau \in (0,1)$ yang dinotasikan $(\beta_{\tau 0}, \beta_{\tau 1}, \beta_{\tau 2}, \dots, \beta_{\tau k})'$ dan $\boldsymbol{\varepsilon}_\tau$ adalah vektor residual dari model regresi pada kuantil ke- τ .

2.2.1 Estimasi Parameter

Regresi OLS hanya memberi solusi untuk masalah rata-rata sehingga Basset dan Koenker (1978) mengembangkan metode alternatif yaitu regresi kuantil. Regresi kuantil merupakan pengembangan dari regresi median. Jika ε_i adalah selisih antara nilai prediksi dengan nilai sebenarnya (*error*), maka estimasi dengan OLS meminimumkan $\sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2$. Sementara regresi median akan meminimumkan $\sum_{i=1}^n |\varepsilon_i|$ atau dikenal sebagai metode *Least Absolute Deviation* (LAD).



Gambar 2.2 *Loss function*

Sebagai pengembangan dari regresi median, regresi kuantil meminimumkan $\sum_{i=1}^n |\varepsilon_i|$ dengan memberi pembobot yang berbeda. Pada regresi median, *error* diberikan bobot yang sama sementara pada regresi kuantil (selain kuantil ke 50%) *error* diberikan bobot yang berbeda seperti ditunjukkan pada Gambar 2.1. Bobot yang digunakan yaitu τ untuk *error* yang lebih besar atau sama dengan nol (*underprediction*) dan $(1 - \tau)$ untuk *error* yang kurang dari nol (*overprediction*), dengan τ adalah kuantil. Perkalian antara *error* dengan bobot tersebut kemudian disebut sebagai *loss function*, yaitu:

$$\rho_{\tau}(\varepsilon) = \sum_{i=1, \varepsilon_i \geq 0}^n \tau |\varepsilon_i| + \sum_{i=1, \varepsilon_i < 0}^n (1 - \tau) |\varepsilon_i|. \quad (2.14)$$

Seperti pada metode OLS yang meminimumkan jumlah kuadrat residual untuk estimasi β , dengan metode LAD estimasi β dalam regresi kuantil pada persamaan (2.13) dilakukan dengan meminimumkan *loss function*. Solusi untuk regresi kuantil sebagaimana pada regresi median dapat diperoleh dengan memanfaatkan metode *linear programming*. Berikut ilustrasi dari *linear programming* untuk mendapatkan nilai penduga beta yang meminimumkan absolut *error*, misal disajikan data seperti pada Tabel 2.1

Tabel 2.1 Data Penjualan dan Biaya Iklan yang Dikeluarkan sebuah Perusahaan A

Penjualan (Rp)	40	45	44	35	50
Biaya Iklan (Rp)	385	400	395	365	475

Nilai minimum untuk *absolute error* diperoleh dengan mencari solusi yang meminimumkan persamaan (2.14) dan memenuhi batasan berikut:

$$\begin{aligned}
 -\beta_0 - 40\beta_1 - e_1 &\leq -385 \\
 -\beta_0 - 45\beta_1 - e_2 &\leq -400 \\
 -\beta_0 - 44\beta_1 - e_3 &\leq -395 \\
 -\beta_0 - 35\beta_1 - e_4 &\leq -365 \\
 -\beta_0 - 50\beta_1 - e_5 &\leq -475 \\
 \beta_0 + 40\beta_1 - e_1 &\leq 385 \\
 \beta_0 + 45\beta_1 - e_2 &\leq 400 \\
 \beta_0 + 44\beta_1 - e_3 &\leq 395
 \end{aligned}$$

$$\beta_0 + 35\beta_1 - e_4 \leq 365$$

$$\beta_0 + 50\beta_1 - e_5 \leq 475$$

$$e_1, e_2, e_3, e_4, e_5 \leq 0.$$

Solusi untuk program linier di atas adalah

$$\hat{\beta} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_0 = 225 \\ \hat{\beta}_1 = 4 \end{bmatrix}$$

Nilai β yang meminimumkan kuadrat *error* dengan metode OLS yaitu:

$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^n (y_i - \mathbf{x}_i' \beta)^2. \quad (2.15)$$

Sementara nilai β yang meminimumkan *loss function* pada persamaan (2.14) adalah estimator dari regresi kuantil

$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^n \rho_{\tau}(\varepsilon_i) = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^n \rho_{\tau}(y_i - \mathbf{x}_i' \beta), \quad (2.16)$$

dimana $\tau \in (0,1)$ dan $\rho_{\tau}(\varepsilon)$ pada persamaan (2.16) didefinisikan sebagai:

$$\rho_{\tau}(\varepsilon) = \begin{cases} \tau\varepsilon & , \text{ jika } \varepsilon \geq 0 \\ -(1 - \tau)\varepsilon & , \text{ jika } \varepsilon < 0 \end{cases} \quad (2.17)$$

2.2.2 Konstruksi Selang Kepercayaan pada Regresi Kuantil

Pendugaan selang kepercayaan dapat dilakukan dengan memanfaatkan fungsi *sparsity*. Pada setiap nilai τ yang sudah ditentukan, selang kepercayaan $(1 - \alpha)100\%$ untuk $\mathbf{x}_0' \beta_{\tau}$ yaitu:

$$\hat{F}^{-1}(\tau) \pm a_n, \tau \in (0,1), \text{ yaitu}$$

$$I_1 = \hat{F}^{-1}(\tau) \pm a_n \\ = \{\hat{F}^{-1}(\tau) - a_n, \hat{F}^{-1}(\tau) + a_n\}, \quad (2.18)$$

dengan:

$$\hat{F}^{-1}(\tau) = \mathbf{x}_0' \hat{\beta}_{\tau} \\ a_n = \frac{s(\tau) z_{\alpha/2} \sqrt{\mathbf{x}_0' Q^{-1} \mathbf{x}_0 \tau(1 - \tau)}}{\sqrt{n}}; s(\tau) = \frac{1}{f(F^{-1}(\tau))},$$

a_n adalah *bandwith* (mendekati nol ketika n mendekati tak hingga), $s(\tau)$ adalah estimator yang konsisten untuk fungsi *sparsity*.

Pendekatan lain dalam menghitung selang kepercayaan untuk regresi kuantil adalah *Direct methods*. Metode ini menggunakan fungsi distribusi empirik dalam menghitung selang kepercayaan. Pendugaan selang kepercayaan dengan *Direct method* yaitu:

$$I_2 = \{x'_0 \hat{\beta}_{\tau-b_n}, x'_0 \hat{\beta}_{\tau+b_n}\},$$

dimana

$$b_n = \frac{z_{\alpha/2} \sqrt{x'_0 Q^{-1} x_0 \tau(1-\tau)}}{\sqrt{n}}.$$

b_n adalah *bandwith* (mendekati nol ketika n mendekati tak hingga). Sifat asimptotik dari $\hat{\beta}_{\tau}$ dan $\hat{\beta}_{\tau+b_n}$ didasarkan pada bentuk matriks X dan distribusi fungsi F :

1. $f(\hat{F}^{-1}(\tau)) = F'(\hat{F}^{-1}(\tau)) > 0$
2. $\max_{ij} |x_{ij}| = O(n^{\frac{1}{4}})$
3. $\sum_{i=1}^n \|x_i\|^3 = O(n)$
4. $n^{-1} \sum_{i=1}^n x_i x_i' = Q + O(n^{-\frac{1}{4}} \log n)$ dengan Q merupakan matriks $p \times p$ yang definit positif.

2.2.3 Pegujian Hipotesis

Parameter pada kuantil ke- τ dimungkinkan sangat banyak yaitu pada selang $\tau \in (0,1)$, sehingga untuk uji signifikansi parameter nilai τ ditentukan terlebih dahulu. Diberikan model regresi kuantil sebagai berikut:

$$y_i = x'_i \beta_{\tau} + \varepsilon_{i\tau},$$

dengan hipotesis:

$$H_0 : \beta_{\tau j} = 0$$

$$H_1 : \beta_{\tau j} \neq 0, j = 1, 2, \dots, k.$$

Statistik uji yang digunakan yaitu uji t

$$t = \frac{\hat{\beta}_{\tau j}}{se(\hat{\beta}_{\tau j})}, \quad (2.19)$$

tolak H_0 jika $|t| > t_{(\frac{\alpha}{2}, df)}$ dengan derajat bebas (*degree of freedom*) tertentu. Jika *error* hanya memenuhi asumsi independen, matriks varians kovarian untuk $\hat{\beta}_\tau$ adalah:

$$V_\tau = (\tau(1 - \tau))(x_i' F x_i)^{-1} (x_i' x_i) (x_i' F x_i)^{-1},$$

x adalah vektor prediktor berukuran p dan $F = \text{diag}\{f_1(0), f_2(0) \dots, f_n(0)\}$. Jika *error* memenuhi asumsi identik dan independent, maka matriks varians kovarian menjadi:

$$V_\tau = \left(\frac{\tau(1 - \tau)}{f^2(0)} \right) (x_i' x_i)^{-1},$$

dimana $1/f(0)$ adalah fungsi sparsity yang dapat diestimasi dengan metode *kernel smoothing* atau *simple difference* dari fungsi empirik kuantil $[\hat{F}^{-1}(\tau + b_n) - \hat{F}^{-1}(\tau - b_n)]/2b_n$. Jika *error* tidak identik, maka diagonal matriks F yaitu $f_i(0)$ diganti dengan *asymptotically unbiased* yaitu $2b_n/[\hat{x}'_{\tau+b_n} \hat{\beta}_{\tau+b_n} - \hat{x}'_{\tau-b_n} \hat{\beta}_{\tau-b_n}]$.

2.2.4 Kriteria Keباikan Model

Kriteria kebaikan pada model regresi kuantil menggunakan *backtesting procedure*. *Backtesting* biasa digunakan sebagai pendekatan untuk mengetahui kesesuaian model pada regresi kuantil. Tujuan dari *backtesting procedure* adalah untuk mengukur akurasi dari estimator kuantil $(\hat{y}_\tau | X)$. Model memiliki akurasi yang baik jika $\tau^* = \tau$, dimana τ adalah kuantil dari variabel respon dan $\tau^* = P(y | X \leq \hat{y}_\tau | X)$.

2.3 Regresi Kuantil Bayesian

Bentuk sederhana dari regresi kuantil seperti pada persamaan (2.13). Estimasi parameter β dapat dilakukan dengan meminimumkan persamaan berikut: $\text{argmin}_\beta \sum_{i=1}^n \rho_\tau(y_i - x_i' \beta_\tau)$, dimana $\rho_\tau(\varepsilon) = \varepsilon\{\tau - I(\varepsilon < 0)\}$ (2.23)

$\rho_\tau(u)$ adalah *loss function* yang ekivalen dengan:

$$\rho_\tau(\varepsilon) = \varepsilon(\tau I(\varepsilon > 0) - (1 - \tau)I(\varepsilon < 0)) \quad (2.24)$$

Menurut Yu dan Moyeed (2001) *loss function* dari regresi kuantil identik dengan fungsi likelihood dari ALD. Sehingga meminimumkan *loss function* dari regresi kuantil sama dengan memaksimumkan fungsi likelihood dari ALD. Misalkan variabel random ε berdistribusi ALD maka p.d.f dari $f(\varepsilon)$ yaitu:

$$f_{\tau}(\varepsilon) = \tau(1 - \tau)\exp\{-\rho_{\tau}(\varepsilon)\} \quad (2.25)$$

dengan $0 < \tau < 1$ dan definisi $\rho_{\tau}(\varepsilon)$ seperti pada persamaan (2.24). Jika $\tau = 1/2$ maka persamaan (2.25) menjadi $1/4 \exp(-|\varepsilon|/2)$ yang merupakan bentuk standar dari distribusi *symmetric Laplace*. Semua nilai τ selain $1/2$ mengakibatkan distribusi laplace menjadi asimetris. Rata-rata dari ε adalah $(1-2\tau) / \tau(1-\tau)$ dan akan bernilai positif jika $\tau > 1/2$. Variansnya adalah $(1-2\tau+2\tau^2)/\tau^2(1-\tau)^2$. Bentuk umum persamaan (2.25) setelah menambahkan parameter lokasi dan parameter skala (μ dan σ) yaitu:

$$f_{\tau}(\varepsilon; \mu, \sigma) = \frac{\tau(1 - \tau)}{\sigma} \exp\left\{-\rho_{\tau}\left(\frac{\varepsilon - \mu}{\sigma}\right)\right\} \quad (2.26)$$

Menurut Yu and Moyeed (2001) estimasi bayesian untuk regresi kuantil dapat dilakukan, apapun jenis distribusi dari data, dengan mengasumsikan bahwa:

1. $f(y; \mu_i)$ berdistribusi ALD
2. $g(\mu_i) = x_i' \beta(\tau) = q_{\tau}(y_i, x_i)$, untuk setiap $0 < \tau < 1$

Berdasarkan persamaan (2.25) jika variabel random y berdistribusi ALD maka distribusi bersama dari y_1, y_2, \dots, y_n yaitu:

$$f(Y|X, \beta, \sigma) = \tau^n (1 - \tau)^n \sigma^{-n} \exp\{-\sigma^{-1} \sum_{i=1}^n \rho_{\tau}(y_i - x_i' \beta)\}$$

Menurut Kotz, Kazubowski dan Podgorski (2001) distribusi Asimetris Laplace dapat direpresentasikan dengan beberapa kombinasi distribusi, salah satunya adalah direpresentasikan dengan distribusi normal dan eksponensial. Mengikuti Li dkk. (2010), pemanfaatan representasi ini memungkinkan penggunaan pendekatan normal dalam estimasi parameter dari regresi kuantil. Pendekatan ini memudahkan dalam estimasi parameter dengan pendekatan gibbs sampling. Lemma 1 menunjukkan bahwa distribusi asimetris laplace setara dalam distribusi dengan kombinasi dari distribusi normal dan eksponensial.

Lemma 1 : Misalkan $u \sim \text{Exp}(1)$ $z \sim N(0,1)$, $\tau \in (0,1)$,

$$p = \frac{1-2\tau}{\tau(1-\tau)} \text{ dan } q = \sqrt{\frac{2}{\tau(1-\tau)}} \quad (2.27)$$

maka variabel random $\varepsilon \stackrel{d}{=} pu + q\sqrt{u}z$ berdistribusi ALD.

Dari lemma 1, variabel respon y_i dapat ditulis sebagai berikut:

$$y_i = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}_\tau + pu_i + q\sqrt{u_i}z_i, i = 1, 2, \dots, n. \quad (2.28)$$

dengan $u_i \sim \text{Exp}(1)$ dan $z_i \sim N(0,1)$.

Fungsi distribusi kumulatif dari z_i adalah

$$F(z_i) = \int_{-\infty}^{u_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right) dt. \quad (2.29)$$

Selanjutnya akan dicari distribusi y_i bersyarat u_i .

Jika $z_i = \frac{y_i - \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}_\tau - pu_i}{q\sqrt{u_i}}$ dan

$dz_i = \frac{1}{q\sqrt{u_i}} dy_i$, maka diperoleh

$$f(y_i|u_i) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(y_i - \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}_\tau - pu_i)^2}{2q^2u_i}\right) \frac{1}{q\sqrt{u_i}} dy_i, \quad (2.30)$$

sehingga

$$f(y_i|u_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} q\sqrt{u_i}} \exp\left(-\frac{(y_i - \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}_\tau - pu_i)^2}{2q^2u_i}\right). \quad (2.31)$$

Menunjukkan bahwa $y_i|u_i$ berdistribusi normal dengan $\mu = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}_\tau + pu_i$ dan $\sigma^2 = q^2u_i$. Distribusi bersama dari sejumlah variabel random Y bersyarat U adalah:

$$f(\mathbf{y}|\boldsymbol{\beta}_\tau, u) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi} q\sqrt{u_i}} \exp\left(-\frac{(y_i - \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}_\tau - pu_i)^2}{2q^2u_i}\right) \quad (2.32)$$

$$\propto \left(\prod_{i=1}^n u_i^{-\frac{1}{2}} \right) \left(\exp\left(-\sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}_\tau - pu_i)^2}{2q^2u_i}\right) \right). \quad (2.33)$$

Penambahan parameter skala (σ) mengakibatkan persamaan (2.28) berubah menjadi:

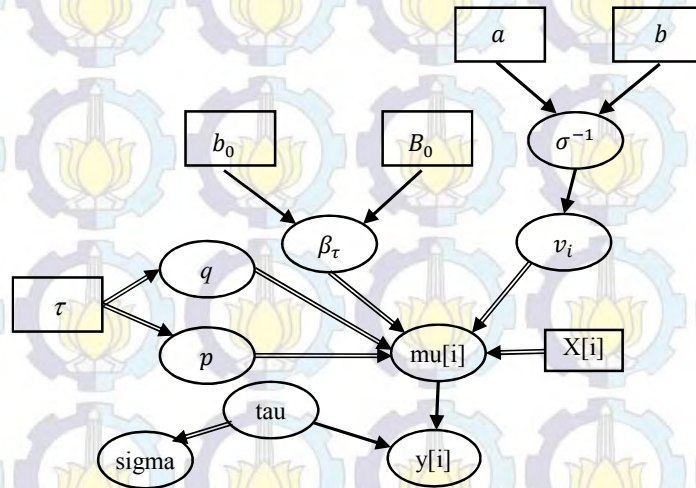
$$y_i = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}_\tau + \sigma^{-1}pu_i + \sigma^{-1}q\sqrt{u_i}z_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.34)$$

Untuk proses gibbs sampling persamaan (2.34) perlu dilakukan transformasi karena *mean* masih mengandung parameter skala. Setelah transformasi model untuk BQR (Li dkk., 2010) sebagai berikut:

$$y_i = x_i' \beta_\tau + p v_i + q \sqrt{\sigma^{-1} v_i} z_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.35)$$

dimana $v_i = \sigma^{-1} u_i$. Struktur persamaan (2.35) dapat dilihat pada Gambar 2.3. Setelah transformasi dan penambahan parameter skala, persamaan (2.33) menjadi:

$$f(y|\beta_\tau, \sigma, v) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma^{-\frac{1}{2}} q \sqrt{v_i}} \exp \left(-\frac{(y_i - x_i' \beta_\tau - p v_i)^2}{2 \sigma^{-1} q^2 v_i} \right). \quad (2.36)$$



Gambar 2.3 Struktur Model Regresi untuk Metode BQR

Prior yang digunakan dalam regresi kuantil Bayesian adalah sebagai berikut:

1. Prior untuk β_τ

$$\beta_\tau \sim N(b_{\tau 0}, B_{\tau 0})$$

$$\pi(\beta_\tau) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} |B_{\tau 0}|^{-1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\beta_\tau - b_{\tau 0})' B_{\tau 0}^{-1} (\beta_\tau - b_{\tau 0}) \right\} \quad (2.37)$$

$b_{\tau 0}$ = rata-rata prior

$B_{\tau 0}$ = matrik kovarian dari β_τ

2. Prior untuk σ

$\sigma \sim IG(a, b)$, *IG* adalah invers gamma.

$$\pi(\sigma) = \frac{1}{b^{-a}\Gamma(a)} \sigma^{-a-1} \exp\left(\frac{-b}{\sigma}\right), \quad \sigma > 0, a > 0, b > 0 \quad (2.38)$$

3. Prior untuk v_i

$$v_i \sim \text{Exp}(\sigma^{-1})$$

$$\pi(v_i|\sigma) = \sigma \exp(-v_i\sigma), \quad v_i > 0, \sigma > 0 \quad (2.39)$$

Selanjutnya akan dicari *joint* distribusi posterior dari $\pi(\beta_\tau, v, \sigma|y)$ dengan metode Box-Tiao.

$$\pi(\beta_\tau, v, \sigma|y) \propto f(y|\beta_\tau, v, \sigma) \pi(\beta_\tau) \pi(v|\sigma) \pi(\sigma) \quad (2.40)$$

2.4 Regresi Kuantil Bayesian dengan Penalti Adaptif Lasso

2.4.1 Regresi Kuantil Bayesian dengan Penalti Lasso

Lasso adalah metode untuk melakukan pemilihan variabel dan estimasi parameter secara simultan (Tibshirani, 1996). Model regresi dengan penalti Lasso sebagai berikut:

$$\hat{\beta}^{(lasso)} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \left\| y - \sum_{j=1}^p X_j \beta_j \right\|^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j|, \quad (2.41)$$

dimana λ adalah parameter penalti yang bernilai positif. Model pada persamaan (2.41) disebut l_1 penalti. Semakin besar λ semakin banyak koefisien yang disusutkan menuju atau menjadi nol. Fan dan Li (2001) menunjukkan bahwa penalti Lasso menghasilkan estimasi yang bias untuk model dengan variabel yang banyak. Sehingga *oracle properties* tidak terpenuhi pada estimasi dengan penalti Lasso.

Li dan Zhu (2008) menggunakan penalti Lasso pada regresi kuantil. Parameter diestimasi dengan meminimumkan fungsi:

$$\min_{\beta} \sum_{i=1}^n \rho_{\tau}(y_i - x_i' \beta) + \lambda \sum_{k=1}^p |\beta_k|, \quad (2.42)$$

λ adalah parameter penalti yang bernilai positif. Estimasi parameter dengan metode bayesian pada regresi kuantil dengan penalti Lasso dilakukan oleh Li dkk. (2010) dengan menggunakan prior distribusi Laplace untuk parameter β :

$$\pi(\beta | \tau, \lambda) = \left(\frac{\tau\lambda}{2}\right)^p \exp\{-\tau\lambda \sum_{k=1}^p |\beta_k|\}$$

dengan asumsi bahwa residual berdistribusi *asymmetric laplace*.

2.4.2 Regresi Kuantil Bayesian dengan Penalti Adaptif Lasso

Penalti Adaptif Lasso merupakan pengembangan dari Lasso. Adaptif Lasso menerapkan penalti yang berbeda-beda untuk setiap koefisien. Metode ini memenuhi *oracle properties*. Menurut Zou (2006) dengan pemilihan λ_n yang tepat, adaptive lasso memenuhi *oracle properties*. Diantaranya, konsisten dalam pemilihan variabel sehingga menghasilkan model yang *near-minimax optimal*. Selain itu adaptive lasso dapat diselesaikan dengan algoritma yang efisien seperti lasso. Adaptif lasso juga memenuhi *asymptotic normal*. Estimasi parameter pada Adaptif Lasso yaitu:

$$\hat{\beta}^{(alasso)} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \left\| \mathbf{y} - \sum_{j=1}^p \mathbf{x}_j \beta_j \right\|^2 + \lambda_n \sum_{j=1}^p \hat{w}_j |\beta_j|. \quad (2.43)$$

Alhamzawi, dkk. (2012) mengembangkan metode bayesian untuk estimasi parameter pada regresi kuantil dengan penalti Adaptif Lasso. Pada BALQR setiap koefisien regresi diberikan penalti yang berbeda. Penalti untuk setiap β_j pada Adaptif Lasso yaitu $\sigma^{1/2}/\lambda_j$. Prior laplace digunakan pada β_j :

$$\pi(\beta_j | \sigma, \lambda_j) = \frac{\sigma^{1/2}}{2\lambda_j} \exp \left\{ -\frac{\sigma^{1/2} |\beta_j|}{\lambda_j} \right\}. \quad (2.44)$$

Mengikuti metode *exponential mixing* dari Andrews dan Mallows (1974) *laplace* dapat digolongkan sebagai anggota dari keluarga normal campuran

$$\frac{w}{2} \exp\{-w|t|\} = \int_0^\infty \frac{1}{\sqrt{2\pi s}} \exp \left\{ -\frac{t^2}{2s} \right\} \frac{w^2}{2} \exp \left\{ -\frac{w^2 s}{2} \right\} ds, \quad w > 0. \quad (2.45)$$

Misalkan $w_j = \sigma^{1/2}/\lambda_j$ sehingga distribusi prior β dituliskan sebagai berikut:

$$\pi(\beta_j | \sigma, \lambda_j) = \frac{w_j}{2} \exp\{-w_j |\beta_j|\} = \int_0^\infty \frac{1}{\sqrt{2\pi s_j}} \exp \left\{ -\frac{\beta_j^2}{2s_j} \right\} \frac{w_j^2}{2} \exp \left\{ -\frac{w_j^2 s_j}{2} \right\} ds_j, \quad (2.46)$$

sehingga

$$\pi(\beta_j | \sigma, \lambda_j^2) = \int_0^\infty \frac{1}{\sqrt{2\pi s_j}} \exp \left\{ -\frac{\beta_j^2}{2s_j} \right\} \frac{\sigma}{2\lambda_j^2} \exp \left\{ -\frac{\sigma s_j}{2\lambda_j^2} \right\} ds_j. \quad (2.47)$$

Alhamzawi, dkk. (2012) menggunakan prior invers gamma pada λ_j^2 dengan parameter δ dan θ .

$$\pi(\lambda_j^2 | \delta, \theta) = \frac{\theta^\delta}{\Gamma(\delta)} (\lambda_j^2)^{-1-\delta} \exp \left\{ -\frac{\theta}{\lambda_j^2} \right\}, \quad (2.48)$$

dengan $\delta > 0$ dan $\theta > 0$ adalah hiperparameter. Distribusi posterior untuk λ_j^2 dari kombinasi persamaan (2.47) dan (2.48) adalah invers gamma dengan parameter bentuk $1 + \delta$ dan skala $\frac{s_j}{2\sigma} + \theta$. Nilai penalti pada setiap koefisien ditentukan oleh hiperparameter δ dan θ . Semakin kecil θ dan semakin besar δ maka parameter penalti akan semakin besar. Alhamzawi, dkk. (2012) menggunakan improper prior $\pi(\theta, \delta) \propto \theta^{-1}$ untuk parameter δ dan θ .

Model untuk BALQR menurut Alhamzawi, dkk. (2012) yaitu

$$y_i = \beta_0 + \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta} + p v_i + q \sqrt{\sigma^{-1}} v_i z_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.49)$$

$$\pi(\beta_0) \propto 1 \quad (2.50)$$

$$\pi(z_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{z_i^2}{2}\right\} \quad (2.51)$$

$$\pi(v_i | \sigma) = \sigma \exp\{-\sigma z_i\} \quad (2.52)$$

$$\pi(\beta_j, s_j | \sigma, \lambda_j^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi s_j}} \exp\left\{-\frac{\beta_j^2}{2s_j}\right\} \frac{\sigma}{2\lambda_j^2} \exp\left\{-\frac{\sigma s_{\beta_j}}{2\lambda_j^2}\right\} \quad (2.53)$$

$$\pi(s_j | \lambda_j^2) = \frac{\lambda_j^2}{2} \exp\left(-\frac{\lambda_j^2}{2} s_j\right) \quad (2.54)$$

$$\pi(\lambda_j^2 | \delta, \theta) = \frac{\theta^\delta}{\Gamma(\delta)} (\lambda_j^2)^{-1-\delta} \exp\left\{-\frac{\theta}{\lambda_j^2}\right\} \quad (2.55)$$

$$\pi(\theta, \delta) \propto \theta^{-1} \quad (2.56)$$

$$\pi(\sigma) = \sigma^{-(a+1)} \exp\left\{-\frac{b}{\sigma}\right\} \quad (2.57)$$

Distribusi posterior bersama β, σ, v, s dan λ^2 yaitu:

$$\begin{aligned} \pi(\beta_0, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{v}, \mathbf{s}, \sigma, \boldsymbol{\lambda} | \mathbf{y}, \mathbf{x}) &\propto \pi(\mathbf{y} | \beta_0, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{v}, \mathbf{s}, \sigma, \boldsymbol{\lambda}) \prod_{i=1}^n \pi(v_i | \sigma) \\ &\times \prod_{i=1}^n \pi(\beta_j, s_j | \sigma, \lambda_j^2) \pi(\lambda_j^2 | \delta, \theta) \pi(\sigma) \pi(\theta, \delta) \end{aligned}$$

2.5 Uji Konvergensi Heidel

Test konvergensi Heidel diusulkan oleh Heidelberger dan Welch (1983). Mereka mengkombinasikan penelitiannya pada tahun 1981 dengan penelitian

yang dilakukan oleh Schruben (1982) yang menggunakan *Brownian bridge theory*. Test konvergensi menggunakan *Cramer-von-Mises statistic* untuk menguji hipotesis bahwa sampel berasal dari distribusi yang stasioner. Pertama kali test diaplikasikan terhadap keseluruhan rantai, kemudian 10%, 20%, ... dari rantai dibuang sampai hipotesis *null* diterima, atau 50% dari rantai telah dibuang. Jika setelah 50% data dibuang belum stasioner, maka mengindikasikan bahwa rantai perlu diperpanjang (iterasi perlu ditambah). Half-width test menghitung 95% *confidence interval* untuk rata-rata, menggunakan bagian dari rantai yang telah melewati uji stasionaritas. Jika rasio antara half-width dan rata-rata lebih kecil dari eps (tingkat akurasi yang diinginkan), maka rantai konvergen. Jika tidak maka rantai perlu ditambah untuk mencapai konvergensi.

2.6 Teori Pendapatan

Pendapatan didefinisikan sebagai jumlah seluruh uang yang diterima oleh seseorang atau rumah tangga selama jangka waktu tertentu. Pendapatan terdiri dari upah atau penerimaan tenaga kerja, pendapatan dari kekayaan seperti sewa, bunga dan deviden, serta pembayaran transfer atau penerimaan dari pemerintah seperti tujangan sosial atau asuransi pengangguran (Samuelson dan Nordhaus, 1996).

Budiono (1991) mengemukakan bahwa pendapatan rumah tangga atau individu adalah hasil dari penjualan faktor-faktor produksi yang dimiliki kepada sektor produksi atau pemerintah. Pendapatan dari faktor-faktor produksi yang diterima oleh rumah tangga/individu diperoleh dengan cara:

1. Menawarkan aset yang dimiliki kepada pihak lain untuk menerima balas jasa berupa sewa
2. Menawarkan tenaga kerja (*man power*) untuk mendapatkan balas jasa berupa upah/gaji.
3. Menawarkan modal yang dimiliki untuk mendapatkan bunga
4. Menawarkan kewirausahaan atau menggunakan kewirausahaan sehingga memperoleh balas jasa berupa keuntungan.

2.6.1 Pendapatan dan Pendidikan

Teori modal manusia menyatakan bahwa lamanya masa pendidikan berkorelasi positif dengan pendapatan. Individu yang memiliki pendidikan yang relatif lama memiliki pendapatan yang lebih tinggi bila dibandingkan dengan individu yang tidak memiliki pendidikan formal (Blaug, 1976). Lebih lanjut menurut Elfindri (2001), pendidikan erat kaitannya dengan analisis pasar kerja. Terjadi segmentasi upah yang berkaitan dengan karakteristik pendidikan para pekerja sehingga pendidikan yang tinggi akan memberikan pendapatan yang tinggi juga. Hal ini berarti semakin tinggi tingkat pendidikan akan semakin tinggi tingkat penghasilan para pekerja. Selain itu pendidikan yang tinggi secara tidak langsung akan membawa konsekuensi terhadap semakin beragamnya pilihan-pilihan individu dalam memilih pekerjaan, sehingga lapangan pekerjaan dengan pendapatan tinggi cenderung akan dipilih oleh pencari kerja.

2.6.2 Pendapatan dan Umur

Perbedaan umur antar pekerja secara umum berpengaruh signifikan terhadap penerimaan upah. Tenaga kerja usia produktif (15 – 65 tahun) akan menerima upah yang trendnya terus meningkat hingga melewati batas usia produktif, kemudian setelah itu trendnya akan menjadi negatif ketika pekerja sudah memasuki usia pensiun. Penelitian terkait hal ini telah dilakukan oleh Ehrenberg dan Smith (1988). Dengan menggunakan data Biro Sensus Amerika tahun 1984, mereka menemukan dua hal, yaitu: 1) Semakin tinggi tingkat pendidikan semakin tinggi tingkat upah, dan 2) Perbedaan dalam tingkat upah akan semakin besar pada pekerja-pekerja yang lebih tua.

2.6.3 Persamaan Mincer

Mincer (1974) melakukan pengujian pada banyak kumpulan data dari berbagai negara. Dalam studinya, Mincer memperkenalkan potensi pengalaman (umur – lamanya sekolah) sebagai salah satu faktor yang mempengaruhi pendapatan. Gambar 2.2 menunjukkan plot antara umur dengan log pendapatan menghasilkan garis regresi yang lebih landai pada kelompok yang berpendidikan rendah dibandingkan kelompok yang berpendidikan tinggi. Hal ini

mengindikasikan bahwa pengaruh umur terhadap pendapatan tidak sama pada setiap kelompok pendidikan. Sementara plot antara potensi pengalaman dengan log pendapatan menghasilkan garis regresi yang paralel di antara kelompok pendidikan. Hasil tersebut, menjadikan potensi pengalaman menjadi salah satu variabel standar dalam persamaan Mincer.

Selanjutnya Mincer mengembangkan persamaan tunggal yang menjelaskan upah sebagai fungsi dari pendidikan dan potensi pengalaman. Persamaan tersebut kemudian dikenal sebagai *Mincer earnings function*, yaitu

$$\ln(Y_i) = \phi(X_i) + \varepsilon_i, \quad (2.58)$$

dimana $\ln(Y_i)$ adalah logaritma dari upah untuk individu ke i , X_i adalah vektor karakteristik yang menggambarkan modal manusia. Lemieux (2006) menyatakan bahwa model dari persamaan mincer yang banyak digunakan dalam model empirik adalah:

$$\ln(y_i) = \ln y_0 + rS_i + B_1X_i + B_2X_i^2 + \varepsilon_i, \quad (2.59)$$

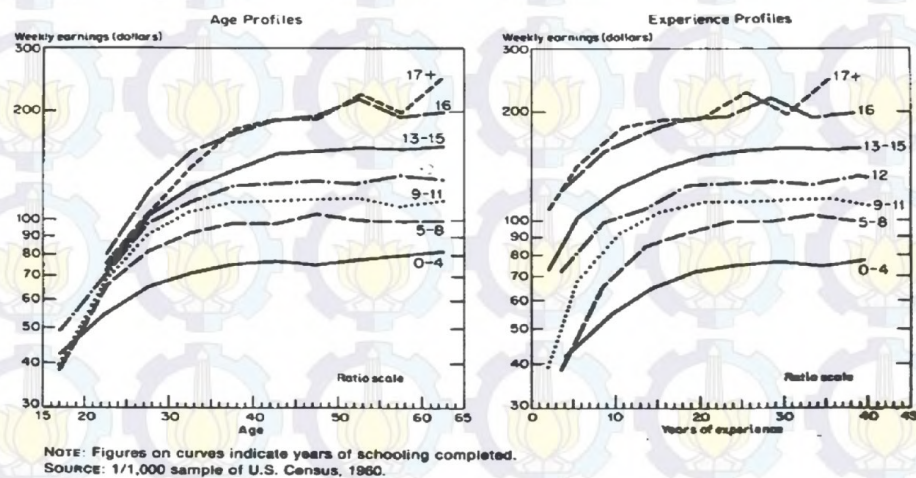
dengan :

$\ln(y_i)$ adalah logaritma upah individu ke i

$\ln(y_0)$ adalah logaritma upah individu tanpa pendidikan dan pengalaman

S_i adalah lama sekolah ke i

X_i adalah potensi pengalaman individu ke i (umur - lama sekolah)



Gambar 2.4 Hubungan antara Umur dan Potensi Pengalaman terhadap Pendapatan pada setiap Kelompok Pendidikan



(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 3

METODE PENELITIAN

Pada bab ini dijelaskan tentang metodologi yang digunakan dalam rangka mencapai tujuan penelitian yang meliputi sumber data, variabel penelitian, definisi operasional dan tahapan analisis data

3.1 Sumber data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data mikro sekunder dari Survei Angkatan Kerja Nasional (Sakernas) yang dilaksanakan oleh Badan Pusat Statistik (BPS) pada tahun 2014. Objek observasinya adalah rumah tangga yang terpilih sebagai sampel sakernas di Provinsi Sulawesi Selatan. Objek penelitian ini adalah penduduk yang bekerja di sektor pertanian dan jasa. Jumlah sampel untuk setiap sektor yaitu: sektor pertanian 1.460 orang dan sektor jasa 2.604.

Pekerja di sektor pertanian meliputi penduduk yang bekerja di sektor pertanian tanaman padi dan palawija, hortikultura, perkebunan, perikanan, peternakan serta kehutanan dan pertanian lainnya. Penduduk yang bekerja di sektor jasa meliputi jasa pendidikan; jasa kesehatan; jasa kemasyarakatan, pemerintahan dan perorangan serta jasa lainnya.

3.2 Variabel penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu pendapatan per jam (dalam bentuk logaritma natural), lama sekolah dan potensi pengalaman sebagaimana disajikan pada Tabel 3.1. Definisi dari setiap variabel yang digunakan yaitu:

1. Log pendapatan per jam adalah pendapatan dari pekerjaan utama dibagi jam kerja pada pekerjaan utama selanjutnya ditransformasikan dalam bentuk logaritma.
2. Lama sekolah adalah jumlah tahun seseorang menempuh pendidikan formal. Untuk program penyetaraan seperti paket A, B dan C maka jumlah tahun mengikuti pendidikan formal yang setara. Misal paker A untuk SD dan seterusnya.

3. Potensi pengalaman adalah selisih antara umur dengan lama sekolah (umur – lama sekolah).

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

No	Variabel	Nama Variabel	Satuan
1	Y	Log pendapatan per jam	rupiah
2	X ₁	Lama sekolah	tahun
3	X ₂	Potensi pengalaman	tahun
4	X ₃	Potensi pengalaman kuadrat	tahun

Penyusunan atau struktur data untuk analisis lebih lanjut disajikan seperti pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Struktur Data

Responden	Y	X ₁	X ₂	X ₃
1	y ₁	x ₁₁	x ₁₂	x ₁₃
2	y ₂	x ₂₁	x ₂₂	x ₂₃
3	y ₃	x ₃₁	x ₃₂	x ₃₄
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
n	y _n	x _{n1}	x _{n2}	x _{n4}

3.3 Tahapan penelitian

Penelitian ini melalui beberapa tahapan seperti tersebut dibawah ini untuk mencapai tujuan yang telah ditetapkan pada Bab 1 :

1. Melakukan analisis deskriptif tentang keadaan ekonomi provinsi Sulawesi Selatan secara umum, keadaan pendidikan dan ketenagakerjaan di provinsi tersebut. Selanjutnya dilakukan analisis deskriptif tentang variabel yang diteliti pada sektor pertanian dan sektor jasa.
2. Menentukan kuantil yang akan diestimasi.
3. Estimasi persamaan mincer pada sektor pertanian dan sektor jasa untuk masing-masing kuantil. Estimasi parameter menggunakan tiga metode yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya yaitu:
 - a) Regresi kuantil
 - b) Regresi kuantil bayesian

c) Regresi kuantil bayesian dengan penalti Adaptif Lasso.

4. Setelah diperoleh model mincer pada masing-masing sektor dan masing-masing kuantil, selanjutnya dilakukan estimasi terhadap variabel respon. Setelah diperoleh hasil estimasi pada setiap kuantil kemudian dilakukan *backtesting*. Selain *backtesting*, standar *error* penduga parameter juga dihitung untuk setiap metode pada langkah 3a)-3c)
5. Menentukan metode terbaik untuk kasus yang diteliti berdasarkan hasil uji *backtesting* dan standar *error*.
6. Melakukan interpretasi atas model yang diperoleh berdasarkan metode terbaik
7. Membuat kesimpulan

3.4 Metode Estimasi Parameter

Metode estimasi parameter pada model Mincer dilakukan sebagai berikut:

3.4.1 Regresi Kuantil

Melakukan pendugaan parameter regresi kuantil pada persamaan berikut:

$$y_i = \beta_{\tau,0} + \beta_{\tau,1}x_{i1} + \beta_{\tau,2}x_{i2} + \beta_{\tau,3}x_{i3} + \varepsilon_{\tau i}, i = 1, 2, \dots, n \quad (3.1)$$

Pendugaan parameter dilakukan dengan meminimumkan persamaan (3.2) yaitu :

$$\beta_{\tau} = \min_{\beta} \sum_{i=1}^n \rho_{\tau}(y_i - x_i' \beta). \quad (3.2)$$

3.4.2 Regresi Kuantil Bayesian

Estimasi parameter pada persamaan dibawah ini

$$y_i = x_i' \beta_{\tau} + p v_i + \sigma^{-1/2} q \sqrt{v_i} z_i, i = 1, 2, \dots, n$$

dilakukan dengan metode Gibbs sampling sebagai berikut:

1. Tetapkan nilai $\tau = (0,05; 0,1; 0,2; 0,3; 0,4; 0,5; 0,6; 0,7; 0,8; 0,9 \text{ dan } 0,95)$. Untuk setiap τ lakukan langkah 2-5 dibawah ini.
2. Menentukan *initial value* untuk masing masing parameter
3. Melakukan simulasi $\beta_{\tau} | \cdot \sim N(\tilde{\beta}_{\tau}, \tilde{\mathbf{B}}_{\tau})$, dimana

$$\tilde{\mathbf{B}}_{\tau}^{-1} = \sigma q^{-2} \sum_{i=1}^n x_i^2 v_i^{-1} + \tilde{\mathbf{B}}_{\tau 0}^{-1}$$

$$\tilde{\beta}_{\tau} = \tilde{\mathbf{B}}_{\tau} \sigma q^{-2} \sum_{i=1}^n x_i v_i^{-1} (y_i - p v_i) + \mathbf{B}_{\tau 0}^{-1} \beta_{\tau 0}$$

4. Melakukan simulasi $v_i^{-1} | \cdot \sim \text{Invers Gaussian}(\mu', \phi')$, $i=1, \dots, n$, dimana

$$\mu' = \frac{p^2 + 2q^2}{\sqrt{(y_i - \beta_0 - \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta})^2}} \text{ dan } \phi' = \frac{\sigma(p^2 + 2q^2)}{q^2}, \quad (3.3)$$

dengan p.d.f invers Gaussian adalah:

$$f(x | \mu', \phi') = \sqrt{\frac{\phi'}{2\pi}} x^{-3/2} \exp \left\{ \frac{-\phi' (x - \mu')^2}{2(\mu')^2 x} \right\}, x > 0 \quad (3.4)$$

5. Melakukan simulasi $\sigma | \cdot \sim \text{Gamma}(a_1, a_2)$, dimana

$$a_1 = \frac{3n}{2} + a \text{ dan } a_2 = \left\{ \sum_{i=1}^n \left(\frac{(y_i - \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta} - p v_i)^2}{2q^2 v_i} + v_i \right) + b \right\}$$

6. Memasukkan hasil estimator $\hat{\beta}_{\tau}$ ke persamaan Mincer

$$\ln \hat{y} = \hat{\beta}_{\tau 1} + \hat{\beta}_{\tau 2} X_1 + \hat{\beta}_{\tau 3} X_2 + \hat{\beta}_{\tau 4} X_3,$$

Distribusi posterior bersama β, σ, v dan s yaitu:

$$\pi(\beta_0, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{v}, \sigma | \mathbf{y}, \mathbf{x}) \propto \pi(\mathbf{y} | \beta_0, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{v}, \sigma, \mathbf{x}) \prod_{i=1}^n \pi(v_i | \sigma) \times \prod_{j=1}^k \pi(\beta_j) \pi(\sigma)$$

3.4.3 Regresi Kuantil Bayesian dengan Penalti Adaptif Lasso

Estimasi parameter pada persamaan dibawah ini

$$y_i = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}_{\tau} + p v_i + \sigma^{-1/2} q \sqrt{v_i} z_i, i = 1, 2, \dots, n$$

dilakukan dengan metode Gibbs sampling sebagai berikut:

1. Tetapkan nilai $\tau = (0,05; 0,1; 0,2; 0,3; 0,4; 0,5; 0,6; 0,7; 0,8; 0,9 \text{ dan } 0,95)$.

Untuk setiap τ lakukan langkah 2-10 dibawah ini.

2. Menetapkan *initial value* untuk masing masing parameter.
3. Melakukan simulasi $\beta_0 | \cdot \sim N(\bar{\beta}_0, s_{\beta_0}^2)$, dimana $\bar{\beta}_0 = (n^{-1}) \sum_{i=1}^n (y_i - \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta} - p v_i)$ dan $s_{\beta_0}^2 = (\sigma q^2 / n^2 \sum_{i=1}^n v_i$
4. Melakukan simulasi $v_i^{-1} | \cdot \sim \text{Invers Gaussian}(\mu', \lambda')$, $i = 1, \dots, n$, dimana

$$\mu' = \sqrt{\frac{p^2 + 2q^2}{(y_i - \beta_0 - x'_i \boldsymbol{\beta})^2}} \text{ dan } \lambda' = \frac{\sigma(p^2 + 2q^2)}{q^2}, \quad (3.5)$$

dengan p.d.f invers Gaussian adalah:

$$f(x|\mu', \lambda') = \sqrt{\frac{\lambda'}{2\pi}} x^{-3/2} \exp\left\{\frac{-\lambda'(x - \mu')^2}{2(\mu')^2 x}\right\}, x > 0 \quad (3.6)$$

5. Melakukan simulasi $\beta_j | \cdot \sim N(\bar{\beta}_j, \tilde{\sigma}_j^2)$, dimana

$$\tilde{\sigma}_j^2 = \sigma q^{-2} \sum_{i=1}^n x_{ij}^2 v_i^{-1} + s_j^{-1}$$

$$\bar{\beta}_j = \tilde{\sigma}_j^2 \sigma q^{-2} \sum_{i=1}^n x_{ij} v_i^{-1} \left(y_i - \beta_0 - \sum_{l \neq j} x_{il} \beta_l - p v_i \right)$$

6. Melakukan simulasi $s_j | \cdot \sim \text{Invers Gaussian}(\mu', \lambda')$, $j = 1, \dots, k$ dimana

$$\mu' = \sqrt{\frac{\beta_j^2 \lambda_j^2}{\sigma}} \text{ dan } \lambda' = \beta_j^2$$

7. Melakukan simulasi $\sigma | \cdot \sim \text{Gamma}(a_1, a_2)$, dimana

$$a_1 = \frac{3n}{2} + k + a \text{ dan}$$

$$a_2 = \left\{ \sum_{i=1}^n \left(\frac{(y_i - \beta_0 - \mathbf{x}'_i \boldsymbol{\beta} - p z_i)^2}{2q^2 z_i} + z_i \right) + \sum_{j=1}^k \frac{s_j}{2\lambda_j^2} + b \right\}$$

8. Melakukan simulasi $\lambda_j^2 | \cdot \sim \text{Invers Gamma}(1 + \delta, \frac{\sigma s_j}{2} + \theta)$

9. Melakukan simulasi $\theta | \cdot \sim \text{Gamma}(k \delta, \sum_{j=1}^k \lambda_j^{-2})$

10. Melakukan simulasi $\delta | \cdot \sim \text{Conditional posterior distribusi dari } \delta$

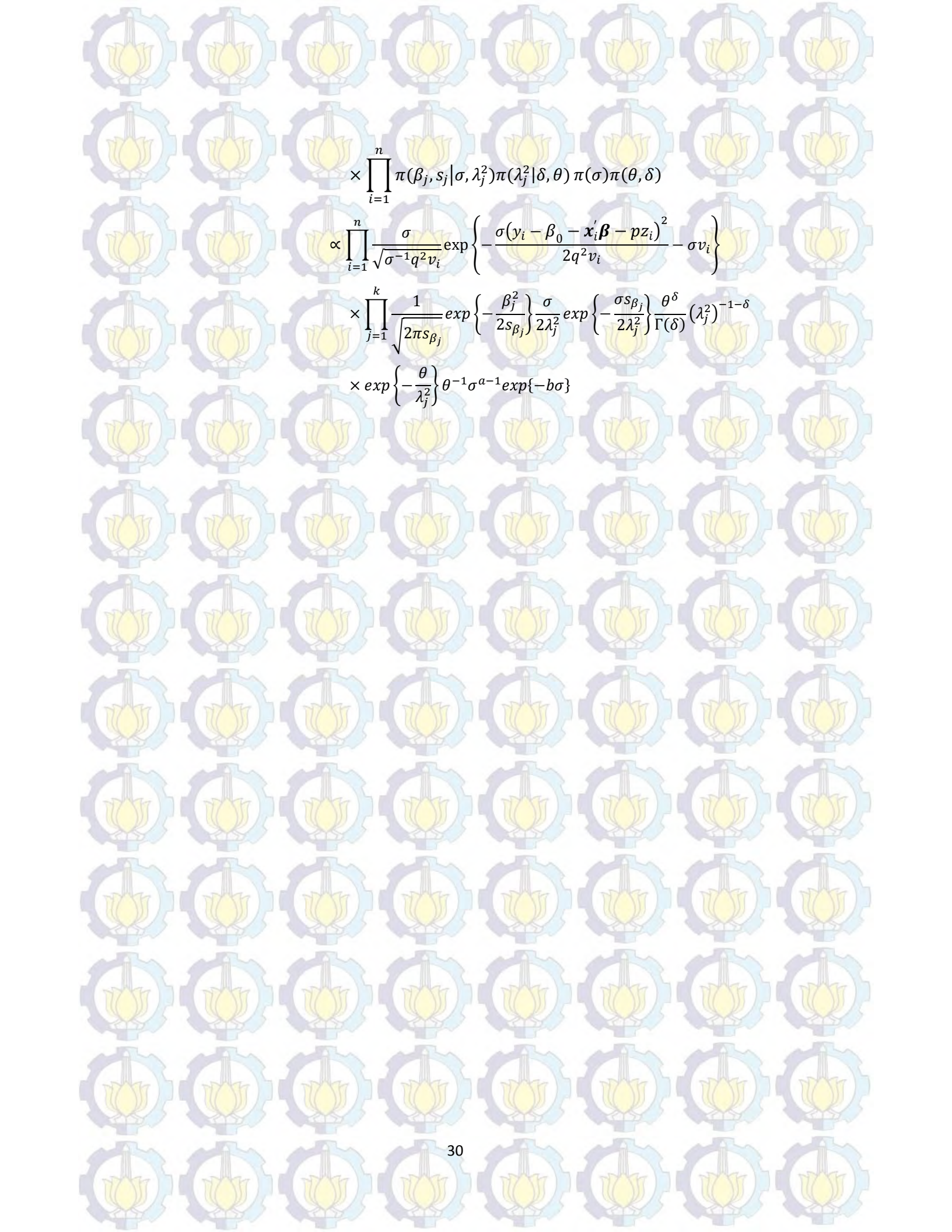
$$p(\delta | \cdot) \propto (\Gamma(\delta))^{-k} \theta^{k\delta} \prod_{j=1}^k \lambda_j^{-2\delta}$$

11. Memasukkan hasil estimator $\hat{\boldsymbol{\beta}}_\tau$ ke persamaan Mincer

$$\widehat{\ln y} = \hat{\beta}_{\tau 1} + \hat{\beta}_{\tau 2} X_1 + \hat{\beta}_{\tau 2} X_2 + \hat{\beta}_{\tau 3} X_2^2,$$

Distribusi posterior bersama β, σ, v, s dan λ^2 yaitu:

$$\pi(\beta_0, \boldsymbol{\beta}, v, s, \sigma, \lambda | y, x) \propto \pi(y | \beta_0, \boldsymbol{\beta}, v, s, \sigma, x) \prod_{i=1}^n \pi(v_i | \sigma)$$

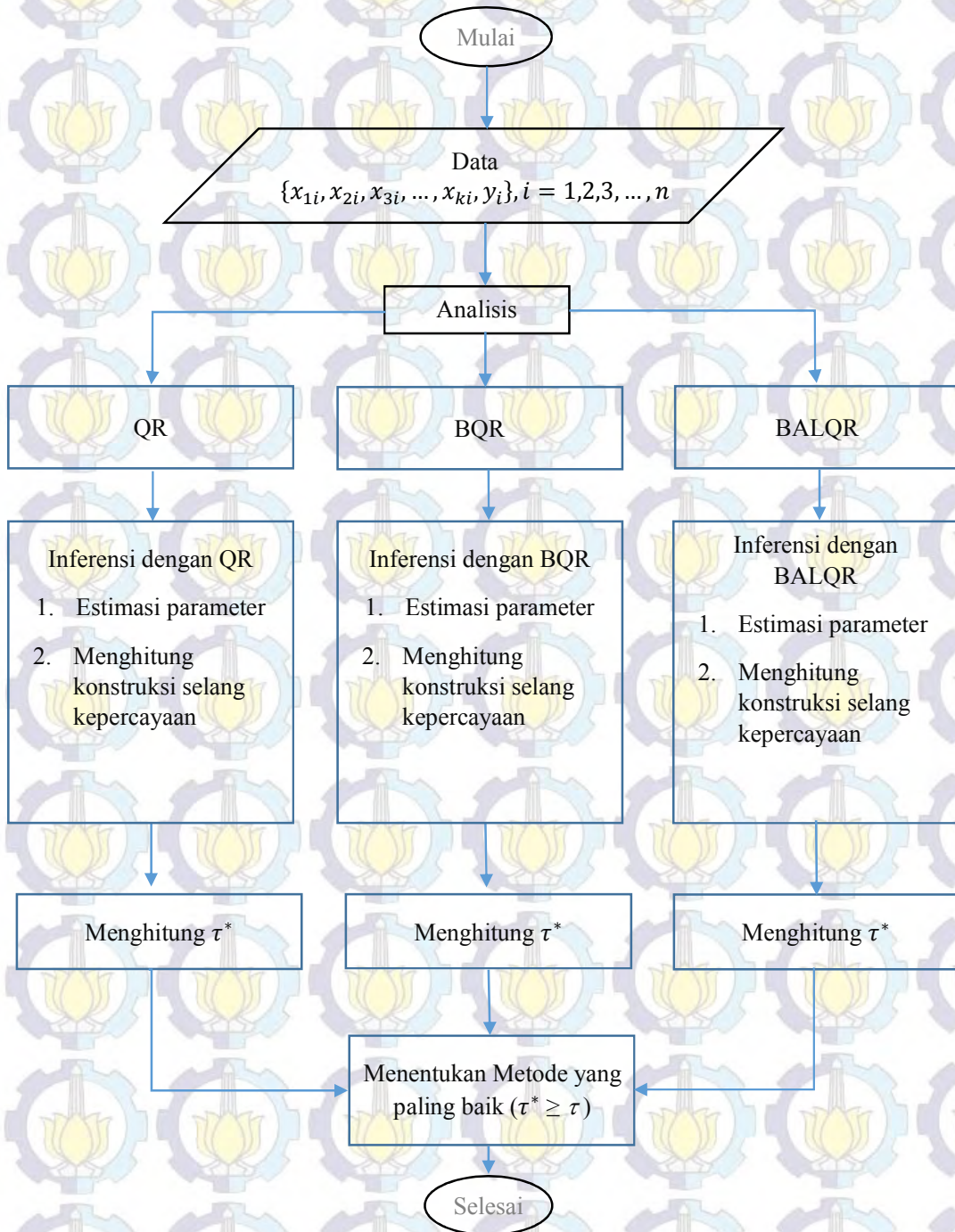


$$\times \prod_{i=1}^n \pi(\beta_j, s_j | \sigma, \lambda_j^2) \pi(\lambda_j^2 | \delta, \theta) \pi(\sigma) \pi(\theta, \delta)$$

$$\propto \prod_{i=1}^n \frac{\sigma}{\sqrt{\sigma^{-1} q^2 v_i}} \exp \left\{ -\frac{\sigma (y_i - \beta_0 - \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta} - p z_i)^2}{2 q^2 v_i} - \sigma v_i \right\}$$

$$\times \prod_{j=1}^k \frac{1}{\sqrt{2 \pi s_{\beta_j}}} \exp \left\{ -\frac{\beta_j^2}{2 s_{\beta_j}} \right\} \frac{\sigma}{2 \lambda_j^2} \exp \left\{ -\frac{\sigma s_{\beta_j}}{2 \lambda_j^2} \right\} \frac{\theta^\delta}{\Gamma(\delta)} (\lambda_j^2)^{-1-\delta}$$

$$\times \exp \left\{ -\frac{\theta}{\lambda_j^2} \right\} \theta^{-1} \sigma^{a-1} \exp \{-b \sigma\}$$



Gambar 3.1 Tahapan Analisa Data



(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 4

PEMBAHASAN

4.1 Analisis Statistik

4.1.1 Gambaran Umum Perekonomian Sulawesi Selatan

Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) adalah akumulasi nilai tambah yang diterima oleh seluruh pelaku ekonomi dalam suatu wilayah tertentu pada kurun waktu tertentu. Nilai tambah merupakan selisih antara nilai produksi (*output*) dan biaya antara dari suatu produk, baik berupa barang atau jasa. Sementara biaya antara adalah biaya yang habis dipakai selama proses produksi. Salah satu pendekatan dalam menghitung PDRB adalah pendekatan pendapatan. PDRB dengan pendekatan pendapatan merupakan penjumlahan balas jasa faktor produksi yang terdiri dari kompensasi tenaga kerja, surplus usaha bruto dan pajak atas produksi dikurangi subsidi atas produksi.

PDRB atas dasar harga berlaku (ADHB) menggambarkan nilai tambah barang dan jasa dihitung menggunakan harga berlaku pada setiap tahun sedangkan PDRB atas dasar harga konstan (ADHK) menggambarkan nilai tambah barang dan jasa dihitung menggunakan harga pada tahun dasar tertentu (saat ini tahun dasar 2010). Pertumbuhan ekonomi adalah perbandingan antara PDRB ADHK tahun berjalan dengan PDRB ADHK tahun sebelumnya. Penggunaan PDRB ADHK dalam menghitung pertumbuhan ekonomi dimaksudkan untuk mengeliminasi pengaruh perubahan harga. PDRB ADHB biasanya digunakan untuk melihat struktur ekonomi pada tahun tertentu.

Sulawesi Selatan adalah provinsi dengan *share* Produk Domestik Regional Bruto terbesar untuk wilayah Sulawesi, Maluku dan Papua. Untuk wilayah Indonesia Timur, Sulawesi Selatan menempati posisi kedua di bawah Kalimantan Timur. *Share* PDRB provinsi Kalimantan Timur terhadap PDB nasional adalah 5,41 persen pada tahun 2014 sementara *share* provinsi Sulawesi Selatan terhadap PDB nasional sebesar 2,8 persen. Selain sebagai provinsi dengan PDRB terbesar nomor dua di Indonesia Timur, Sulawesi Selatan juga adalah provinsi dengan pertumbuhan ekonomi tertinggi nomor dua pada tahun 2014, dengan pertumbuhan mencapai 7,57 persen

Tabel 4.1 PDRB, Pertumbuhan Ekonomi, *Share* Terhadap PDB Indonesia Tahun Dasar 2010 Indonesia Bagian Timur Tahun 2014

Provinsi	PDRB (Milyar Rp)		Pertumbuhan Ekonomi	<i>Share</i> Terhadap PDB
	ADHB	ADHK		
Kalimantan Timur	579.010,4	492.177,6	2,02	5,41
Sulawesi Selatan	300.124,2	234.084,0	7,57	2,80
Bali	156.448,3	121.777,6	6,72	1,46
Kalimantan Barat	131.933,4	107.092,0	5,02	1,23
Kalimantan Selatan	131.592,9	106.820,7	4,85	1,23
Papua	123.179,0	120.217,0	3,25	1,15
Kalimantan Tengah	89.871,7	73.734,9	6,21	0,84
Sulawesi Tengah	90.255,7	71.677,7	5,11	0,84
Nusa Tenggara Barat	82.246,6	73.285,1	5,06	0,77
Sulawesi Utara	80.622,8	66.358,8	6,31	0,75
Sulawesi Tenggara	78.620,4	68.298,7	6,26	0,73
Nusa Tenggara Timur	68.602,6	54.108,5	5,04	0,64
Papua Barat	58.285,1	50.272,0	5,38	0,54
Maluku	31.733,3	23.585,1	6,70	0,30
Sulawesi Barat	29.391,5	24.169,3	8,73	0,27
Gorontalo	25.201,1	20.781,3	7,29	0,24
Maluku Utara	24.053,5	19.211,9	5,49	0,22
INDONESIA (PDB)	10.542.693,5	8.568.115,6	5,02	

Sumber : BPS Provinsi Sulawesi Selatan

Tabel 4.2 menunjukkan bahwa struktur ekonomi provinsi Sulawesi Selatan masih di dominasi oleh sektor pertanian dengan *share* sebesar 22,8 persen terhadap total PDRB Provinsi Sulawesi Selatan. Berikutnya disusul oleh industri pengolahan dengan *share* sebesar 13,8 persen dan sektor dengan *share* ketiga terbesar adalah perdagangan besar, eceran, reparasi mobil dan sepeda motor sebesar 12,5 persen. Sektor dengan *share* terbesar keempat adalah konstruksi sebesar 12 persen. Sektor lainnya memiliki *share* dibawah 10 persen.

Dari sisi pertumbuhan, sektor pertambangan dan penggalian mengalami pertumbuhan paling pesat selama tahun 2014 yaitu sebesar 11,4 persen. Disusul oleh sektor pengadaan listrik, gas dan produksi es serta jasa kesehatan dan kegiatan sosial yang masing-masing tumbuh sebesar 10,6 persen dan 10,2 persen. Sementara sektor pertanian menempati urutan ke empat sektor ekonomi dengan pertumbuhan tertinggi.

Tabel 4.2 PDRB, Pertumbuhan Ekonomi dan Distribusinya Menurut Lapangan Usaha Tahun Dasar 2010 Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2014

No.	Lapangan Usaha	PDRB (Miliar Rp)		Pertumbuhan Ekonomi	Distribusi (%)
		ADHB	ADHK		
1.	Pertanian, Kehutanan, dan Perikanan	68.437,4	51.084,1	10,0	22,8
2.	Pertambangan dan Penggalian	22.508,0	14.748,3	11,4	7,5
3.	Industri Pengolahan	41.279,1	33.432,9	9,5	13,8
4.	Pengadaan Listrik, Gas dan Produksi Es	192,8	221,2	10,6	0,1
5.	Pengadaan Air, Pengelolaan Sampah dan Daur Ulang	354,8	301,8	2,1	0,1
6.	Konstruksi	35.963,3	27.627,9	6,1	12,0
7.	Perdagangan Besar dan Eceran, Reparasi Mobil dan Sepeda Motor	37.623,8	32.363,4	7,1	12,5
8.	Transportasi dan Pergudangan	13.344,5	8.641,5	2,1	4,4
9.	Penyediaan Akomodasi dan Makan Minum	4.106,3	3.183,4	7,8	1,4
10.	Informasi dan Komunikasi	14.594,3	14.560,1	5,8	4,9
11.	Jasa Keuangan dan Asuransi	10.876,8	8.106,4	5,9	3,6
12.	Real Estate	11.523,1	8.564,5	8,0	3,8
13.	Jasa Perusahaan	1.297,2	1.000,8	6,8	0,4
14.	Administrasi Pemerintahan, Pertahanan dan Jaminan Sosial Wajib	13.293,9	10.398,5	1,0	4,4
15.	Jasa Pendidikan	15.497,6	12.473,4	4,7	5,2
16.	Jasa Kesehatan dan Kegiatan Sosial	5.509,3	4.432,7	10,2	1,8
17.	Jasa Lainnya	3.722,1	2.943,2	7,6	1,2
PDRB		300.124,2	234.084,0	7,57	100

Sumber : BPS Provinsi Sulawesi Selatan

4.1.2 PDRB Perkapita

PDRB Perkapita ADHK Provinsi Sulawesi Selatan mengalami peningkatan dari Rp. 22,77 juta per tahun pada tahun 2011 menjadi Rp. 27,76 juta per tahun pada tahun 2014. Pada tahun 2014, PDRB Perkapita ADHK Provinsi Sulawesi Selatan meningkat sebesar 6,42 persen. Peningkatan ini jauh lebih tinggi dari peningkatan PDB Perkapita Nasional yang meningkat 3,81 persen pada periode yang sama. Hal ini sejalan dengan pertumbuhan ekonomi provinsi

Sulawesi Selatan yang juga lebih tinggi dari pertumbuhan ekonomi nasional pada tahun 2014.

Tabel 4.3 PDRB Perkapita dan Laju Pertumbuhannya di Provinsi Sulawesi Selatan dan Indonesia Tahun 2011-2014

Uraian		Produk Domestik Regional Bruto Per Kapita Atas Dasar Harga Konstan 2010			
		2014	2013	2012	2011
SULAWESI SELATAN	Laju Pertumbuhan (%)	6,42	6,45	7,63	6,86
	Nilai (Ribu Rupiah)	27.760,85	26.086,94	24.507,17	22.769,19
INDONESIA	Laju Pertumbuhan (%)	3,81	4,30	4,67	4,60
	Nilai (Ribu Rupiah)	34.127,72	32.874,76	31.519,93	30.112,37

*) Angka Sangat Sementara

Catatan : PDRB Tahun 2014 dan selanjutnya menggunakan tahun dasar 2010 berbasis SNA 2008

4.1.3 Penyerapan Tenaga Kerja di Provinsi Sulawesi Selatan

Sektor pertanian dan jasa-jasa merupakan dua sektor dengan penyerapan tenaga kerja terbesar di Provinsi Sulawesi Selatan. Tabel 4.4 menunjukkan bahwa sektor pertanian merupakan sektor yang paling banyak menyerap tenaga kerja dengan persentase 41,81 persen disusul oleh sektor jasa (jasa kemasyarakatan, sosial dan perorangan) sebesar 19,96 persen dan sektor perdagangan besar, eceran, rumah makan dan hotel sebesar 19,10 persen. Sektor lainnya dengan penyerapan lapangan kerja sebesar 13,41 persen merupakan gabungan dari beberapa sektor selain empat sektor di atasnya, diantaranya yaitu pertambangan dan penggalian, pengadaan listrik, gas dan air, konstruksi, informasi dan komunikasi, jasa keuangan dan asuransi, real estate dan sebagainya.

Penduduk yang terjun ke dunia kerja masih didominasi oleh laki-laki yang pada tahun 2014 berjumlah 2.202.454 dari sekitar 3.527.036 penduduk umur 15 tahun ke atas yang bekerja selama seminggu yang lalu atau sekitar 62 persen. Pada sektor pertanian pekerja laki-laki mendominasi dengan jumlah 1.004.905 atau sekitar 68 persen. Sementara pada sektor jasa jumlah pekerja laki-laki lebih

sedikit dari perempuan dengan komposisi yang hampir berimbang yaitu 48 persen untuk laki-laki dan 52 persen perempuan.

Tabel 4.4 Penduduk Sulawesi Selatan Berumur 15 Tahun Keatas Yang Bekerja Selama Seminggu Yang Lalu Menurut Lapangan Pekerjaan Utama dan Jenis Kelamin

Lapangan Pekerjaan Utama	Laki-laki (orang)	Perempuan (orang)	Laki-laki + Perempuan	
			Jumlah (orang)	Persentase (%)
Pertanian, Kehutanan, Perburuan Perikanan	1.004.905	469.586	1.474.491	41,81
Industri Pengolahan	123.926	78.077	202.003	5,73
Perdagangan Besar, Eceran, Rumah Makan, Hotel	295.516	378.210	673.726	19,10
Jasa Kemasyarakatan, Sosial dan Perorangan (jasa)	339.107	364.796	703.903	19,96
Lainnya	439.000	33.913	472.913	13,41
Jumlah	2.202.454	1.324.582	3.527.036	100,00

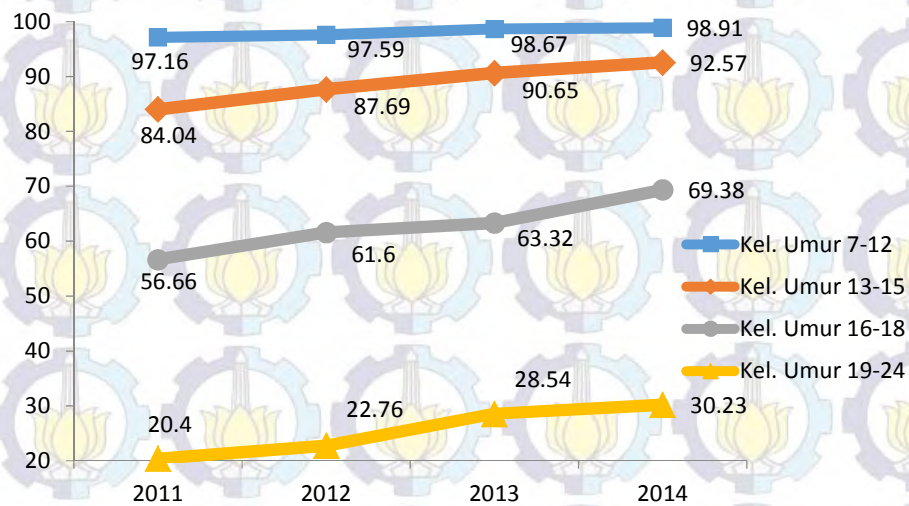
Sumber : BPS Provinsi Sulawesi Selatan

4.1.4 Perkembangan Sektor Pendidikan di Provinsi Sulawesi Selatan

Pendidikan diharapkan bisa meningkatkan produktivitas sehingga individu dengan pendidikan yang memadai dapat menciptakan nilai tambah yang lebih tinggi. Peningkatan nilai tambah dengan sendirinya akan mendorong peningkatan pendapatan. Dalam dunia kerja, pekerja dengan pendidikan tinggi lebih mudah mengakses pasar lapangan kerja dibanding dengan yang berpendidikan lebih rendah. Disamping itu, pekerja dengan pendidikan lebih tinggi cenderung memiliki kemampuan menciptakan nilai tambah lebih tinggi sehingga mereka mendapatkan upah yang juga lebih tinggi.

Model standar modal manusia yang disampaikan oleh Becker dan Gerhart (1996) dimana individu cenderung memilih level pendidikan maksimal yang bisa diraih sehingga bisa meningkatkan pendapatan. Teori tersebut terkonfirmasi saat ini dimana masyarakat akan cenderung mendorong anaknya untuk bersekolah sampai pada tingkat tertinggi yang bisa dibiayai oleh orang tua, sehingga dari

tahun ke tahun indikator pendidikan terus menunjukkan peningkatan seiring dengan meningkatnya pendapatan masyarakat. Masyarakat menyadari bahwa pendidikan memegang peranan penting dalam mempersiapkan tenaga kerja untuk memasuki dunia kerja. Penelitian menunjukkan bahwa investasi pada sektor pendidikan mampu meningkatkan kualitas modal manusia sehingga kemudian berkontribusi pada peningkatan pendapatan masyarakat secara umum.

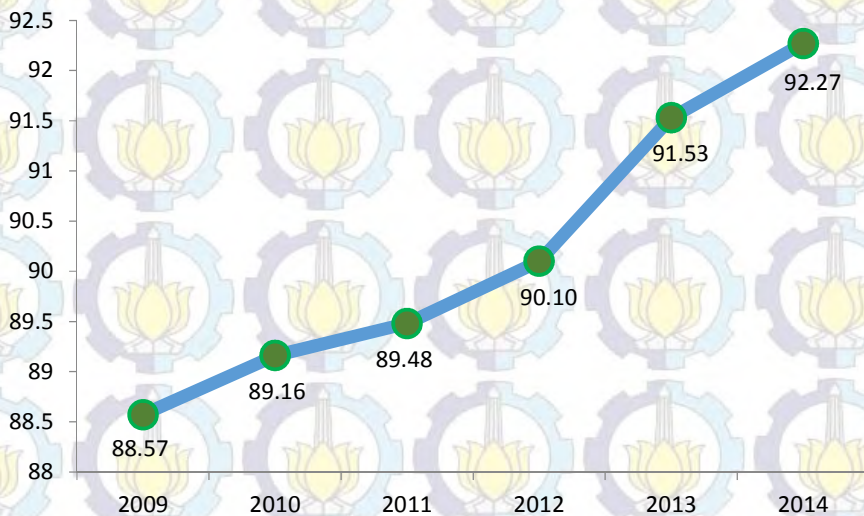


Gambar 4.1 Angka Partisipasi Sekolah (APS) Penduduk Usia Sekolah (7-24 Tahun) 2011, 2012, 2013 dan 2014 di Provinsi Sulawesi Selatan

Upaya pemerintah dalam mewujudkan pendidikan untuk semua tercermin dalam peningkatan cakupan pendidikan dasar, pendidikan menengah dan pendidikan tinggi. Program pendidikan gratis yang menjadi andalan pemerintah provinsi Sulawesi Selatan mampu meningkatkan APS untuk semua kelompok umur. Gambar 4.1 menampilkan APS per kelompok umur dari tahun 2011 sampai 2014. APS kelompok umur 7-12 tahun misalnya meningkat dari 97.16 persen pada tahun 2011 menjadi 98.91 persen pada tahun 2014. Peningkatan tertinggi dalam kurun waktu 2011-2014 adalah pada kelompok umur 16-18 tahun. Kelompok umur 7-12, 13-15, 16-18 dan 19-24 tahun berturut-turut mencerminkan angka partisipasi pada jenjang SD, SMP, SMA dan Perguruan Tinggi.

Gambar 4.1 juga menunjukkan bahwa dari semakin tinggi jenjang pendidikan maka APS semakin rendah. Hal ini menunjukkan adanya penurunan

partisipasi masyarakat dalam menyekolahkan anaknya pada tingkat pendidikan yang lebih tinggi. Penurunan ini biasanya didorong oleh semakin mahalnya biaya pendidikan pada level yang lebih tinggi. Selain itu, dorongan untuk membantu ekonomi keluarga juga menjadi alasan banyaknya anak-anak usia sekolah yang memutuskan untuk memasuki dunia kerja lebih cepat baik secara sukarela maupun tekanan dari keluarga.



Gambar 4.2 Angka Melek Huruf (AMH) Penduduk Usia 10 Tahun ke Atas di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2009-2014

Selain APS, angka melek huruf (AMH) merupakan salah satu indikator yang digunakan untuk mengukur pencapaian pembangunan di sektor pendidikan. Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.2, dari tahun 2009 sampai 2014 AMH di provinsi Sulawesi Selatan meningkat cukup pesat yaitu dari 88.57 persen pada tahun 2009 menjadi 92,27 pada tahun 2014. Peningkatan APS mencerminkan meningkatnya cakupan layanan pendidikan untuk masyarakat. Semakin tinggi APS berarti semakin tinggi persentase anak usia sekolah yang bersekolah. AMH merupakan salah satu indikator yang mencerminkan meningkatnya kualitas sumber daya manusia. Peningkatan kedua indikator tersebut merupakan keberhasilan pembangunan di sektor pendidikan. Pada sub bab berikutnya akan diuraikan pengaruh pendidikan terhadap pendapatan pekerja yang bekerja di sektor pertanian dan jasa.

4.1.5 Gambaran Pendapatan per Jam pada Pekerja di Sektor Pertanian dan Jasa

Pilihan seseorang untuk menempuh pendidikan yang lebih tinggi di dorong oleh motivasi untuk memperoleh penghasilan yang lebih baik pada masa yang akan datang. Sektor pertanian identik dengan pekerja berpendidikan rendah. Dari Tabel 4.5, terlihat bahwa dari 1.460 sampel untuk pekerja sektor pertanian sekitar 70 persen tidak tamat SD dan tamat SD. Hanya 1,5 persen yang yang tamat PT bekerja di sektor pertanian. Selain itu, Tabel 4.5 juga menunjukkan bahwa rata-rata pendapatan per jam pekerja di sektor pertanian yang terendah adalah kelompok pekerja dengan pendidikan tamat Sekolah Dasar (SD) sebesar Rp. 7.779,10 sedangkan rata-rata pendapatan per jam tertinggi adalah kelompok pekerja yang lulus dari Perguruan Tinggi (PT) sebesar Rp. 17.641,70. Rata-rata pendapatan per jam untuk semua jenjang pendidikan sebesar Rp. 8.783,99. Secara umum, rata-rata pendapatan per jam pekerja di sektor pertanian meningkat seiring dengan peningkatan pendidikan yang ditamatkan. Pada semua jenjang pendidikan, median pendapatan per jam selalu lebih kecil dari rata-rata. Hal ini merupakan indikasi bahwa distribusi pendapatan per jam tidak simetris.

Tabel 4.5 Statistik Deskriptif Pendapatan per Jam Pekerja Sektor Pertanian di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2014

Uraian	Tidak Tamat SD	Tamat SD	Tamat SMP	Tamat SMA	Tamat PT	Semua Data
Jumlah sampel	490	538	228	182	22	1.460
Ukuran pemusatan						
Mean	8.485,70	7.799,10	9.777,60	10.183,00	17.641,70	8.783,99
Median	5.833,30	5.578,30	6.533,30	6.952,40	13.148,10	6.041,67
Ukuran penyebaran						
Standar deviasi	8.375,70	7.594,80	9.714,70	10.509,00	13.164,80	8.808,53
Kuartil 1	3.563,99	3.500,00	3.512,68	3.923,51	8.750,00	3.651,04
Kuartil 3	9.961,10	9.510,60	12.222,20	11.774,70	21.736,10	10.476,19
Jarak antar kuartil	6.397,10	6.010,60	8.709,50	7.851,20	12.986,10	6.825,15
Minimum	648,15	462,94	666,67	601,09	4.166,67	462,94
Maksimum	58.333,30	58.333,30	58.333,30	59.500,00	56.538,50	59.500,00
Jarak	57.685,20	57.870,40	57.666,70	58.898,90	52.371,80	59.037,06

Sumber : Hasil olahan data sakernas 2014

Tabel 4.5 juga menampilkan ukuran penyebaran data yaitu standar deviasi, jarak antar kuartil dan jarak (*range*). Berdasarkan standar deviasi, pendapatan per jam yang paling bervariasi adalah kelompok pekerja yang tamat perguruan tinggi dan yang paling homogen adalah pendapatan per jam kelompok pekerja yang tamat SD. Jika menggunakan jarak antar kuartil, akan memberikan hasil yang mirip, tetapi berbeda pada urutan jenjang pendidikan SMP dan SMA. Ketika menggunakan jarak antar kuartil, SMP lebih bervariasi dari SMA dan hasil sebaliknya jika menggunakan standar deviasi. Hal ini merupakan indikasi terdapat outlier dalam data. Sementara jika menggunakan jarak sebagai ukuran penyebaran, diperoleh hasil yang berbeda dengan kedua metode sebelumnya. Hal ini merupakan bukti bahwa pada setiap kelompok pekerja berdasarkan jenjang pendidikan, data pendapatan per jam mengandung outlier.

Tabel 4.6 Statistik Deskriptif Pendapatan per Jam Pekerja Sektor Jasa di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2014

Uraian	Tidak Tamat SD	Tamat SD	Tamat SMP	Tamat SMA	Tamat PT	Semua Data
Jumlah sampel	81	110	124	738	1.551	2.604
Ukuran pemusatan						
Rata-rata	6.403,47	7.339,41	6.341,69	10.044,38	17.486,95	14.073,50
Median	4.537,00	4.200,50	4.283,50	5.690,50	15.855,00	10.631,00
Ukuran penyebaran						
Standar deviasi	5.727,78	10.379,34	6.319,84	10.538,40	15.742,07	14.302,29
Kuartil 1	2.789,00	2.369,00	2.398,25	2.070,25	2.917,00	2.500,00
Kuartil 3	7.591,00	7.631,75	8.687,50	15.373,75	24.889,00	21.292,00
Jarak antar kuartil	4.802,00	5.262,75	6.289,25	13.303,50	21.972,00	18.792,00
Minimum1	714,00	359,00	667,00	333,00	285,00	285,00
Maximum1	26.250,00	64.167,00	44.015,00	72.083,00	143.792,00	143.792,00
Jarak	25.536,00	63.808,00	43.348,00	71.750,00	143.507,00	143.507,00

Sumber : Hasil olahan data sakernas 2014

Tabel 4.6 menyajikan statistik deskriptif dari pendapatan per jam untuk pekerja di sektor jasa menurut jenjang pendidikan. Sektor jasa didominasi oleh pekerja dengan pendidikan tamat PT yaitu sekitar 59 persen dari 2.604 sampel. Sementara yang tidak tamat SD dan tamat SD hanya 7,3 persen yang bekerja di sektor jasa. Rata-rata pendapatan per jam terendah untuk pekerja sektor jasa

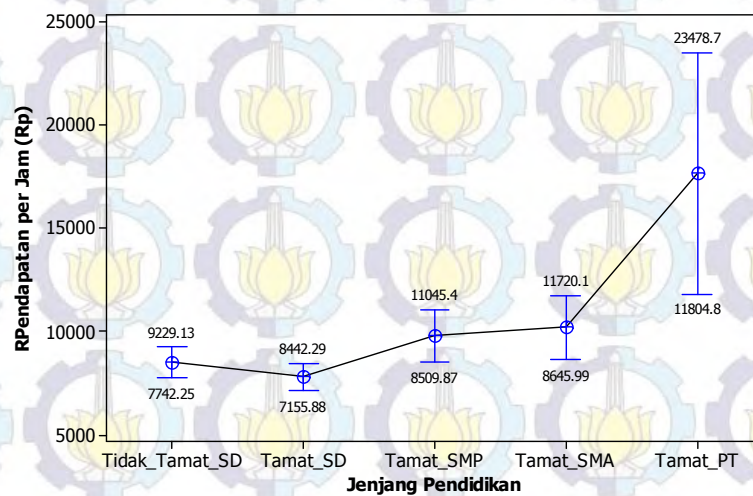
adalah kelompok pekerja dengan pendidikan tamat SMP sebesar Rp. 6.319,84, hasil ini sedikit berbeda dengan sektor pertanian. Sementara untuk rata-rata pendapatan per jam tertinggi adalah kelompok pekerja yang tamat PT sebesar Rp. 15.742,07. Secara umum, rata-rata pendapatan pekerja di sektor pertanian terus meningkat seiring dengan peningkatan pendidikan yang ditamatkan. Pada semua jenjang pendidikan, median pendapatan per jam selalu lebih kecil dari rata-rata. Hal ini merupakan indikasi bahwa distribusi pendapatan per jam tidak simetris.

Selain ukuran pemusatan, Tabel 4.6 juga menyajikan ukuran penyebaran data yaitu standar deviasi, jarak antar kuartil dan jarak. Berdasarkan standar deviasi, pendapatan per jam yang paling bervariasi adalah kelompok pekerja yang tamat perguruan tinggi dan yang paling homogen adalah pendapatan per jam kelompok pekerja yang tidak tamat SD. Jika menggunakan jarak antar kuartil, akan memberikan hasil yang mirip, tetapi berbeda pada urutan jenjang pendidikan SD dan SMP. Ketika menggunakan jarak antar kuartil, SMP lebih bervariasi dari SD dan hasil sebaliknya jika menggunakan standar deviasi. Hal ini merupakan indikasi terdapat outlier dalam data. Sementara jika menggunakan jarak sebagai ukuran penyebaran, diperoleh urutan (paling bervariasi ke paling homogen) yang sama dengan menggunakan standar deviasi. Namun demikian, nilai absolut jarak jauh berbeda dengan standar deviasi maupun dengan jarak antar kuartil. Hal ini merupakan bukti bahwa terdapat outlier pada data pendapatan per jam pada setiap kelompok pekerja di sektor jasa berdasarkan jenjang pendidikan.

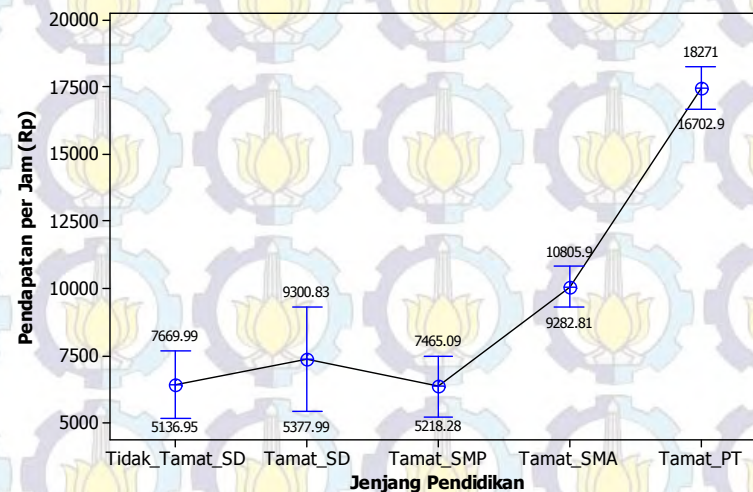
4.1.6 *Confident Interval (CI)* Rata-rata Pendapatan per Jam Menurut Jenjang Pendidikan

Gambar 4.3a menampilkan rata-rata dan 95 persen *confident interval* untuk rata-rata pendapatan per jam pekerja sektor pertanian. Semakin tinggi tingkat pendidikan yang ditamatkan selang kepercayaan untuk rata-rata pendapatan juga semakin lebar. Selang kepercayaan yang paling lebar adalah pada kelompok pekerja yang tamat PT. Hal ini selain dipengaruhi oleh variasi pendapatan per jam yang tinggi juga karena jumlah sampel yang sedikit pada sektor tersebut. Standar *error* untuk rata-rata pendapatan per jam yang paling sempit adalah untuk kelompok pekerja yang tamat SD.

(a)



(b)



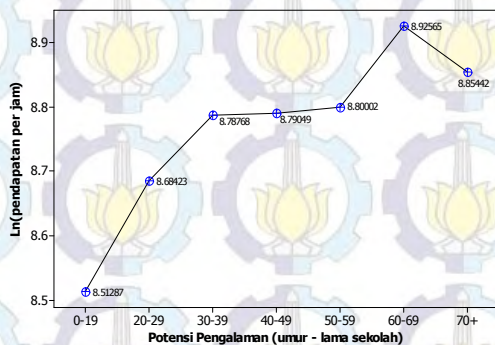
Gambar 4.3 Rata-rata dan 95% CI Rata-rata Pendapatan per Jam dari Pekerjaan Utama Pekerja Sektor Pertanian (a) dan Sektor Jasa (b)

Gambar 4.3b menunjukkan bahwa 95 persen *confident* interval untuk rata-rata pendapatan yang paling lebar adalah untuk tingkat pendidikan tamat SD. Hal ini sejalan dengan standar deviasi dan jumlah sampel yang ditampilkan pada Tabel 4.6, dimana pada jenjang pendidikan ini standar deviasi (10.379,34) lebih besar dari standar deviasi pada jenjang tamat SMP dan SMA tetapi sampelnya lebih kecil. Pada kelompok pekerja dengan pendidikan tamat PT walaupun

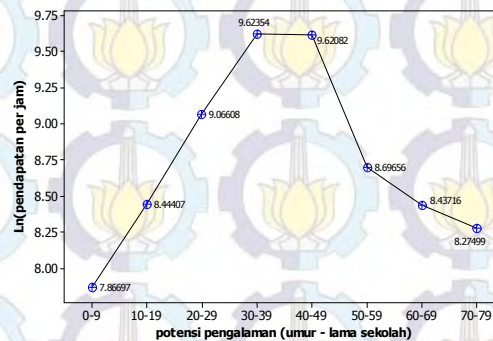
memiliki variasi pendapatan yang paling beragam, tetapi karena sampel pada kelompok ini besar, maka standar *error* untuk rata-rata menjadi kecil.

4.1.7 Perbedaan Rata-rata Pendapatan per Jam Menurut Potensi Pengalaman

Gambar 4.4a dan 4.4b menyajikan perubahan rata-rata pendapatan akibat perubahan potensi pengalaman. Berdasarkan Gambar 4.4a dan 4.4b terlihat bahwa perubahan rata-rata pendapatan akibat perubahan potensi pengalaman merupakan fungsi kuadratik, yaitu pengaruh potensi pengalaman terhadap pendapatan adalah positif sampai mencapai titik puncak tertentu kemudian pengaruhnya berubah menjadi negatif. Pendapatan tertinggi untuk sektor pertanian pada potensi pengalaman 60-69 tahun sementara pada sektor jasa pada potensi pengalaman 30-39 tahun. Perbedaan ini antara lain dipengaruhi oleh rata-rata lama sekolah yang berbeda pada setiap sektor. Pada sektor pertanian rata-rata lama sekolah yaitu 5,3 tahun sementara pada sektor jasa 13,8 tahun. Selain itu, umumnya pekerja yang menerima pendapatan tertinggi pada sektor jasa adalah yang bekerja pada sektor formal dengan masa pensiun tertentu. Sementara pada sektor pertanian, tidak ada batasan umur pensiun.



(a)



(b)

Gambar 4.4 Perubahan Rata-rata Ln(Pendapatan per Jam) menurut Potensi Pengalaman Pekerja Sektor Pertanian (a) dan Sektor Jasa (b)

4.2 Analisis Inferensia

4.2.1 Estimasi Parameter Beta dengan Metode BALQR, BQR dan QR

Dalam penelitian ini variabel lama sekolah mewakili besarnya investasi masyarakat di bidang pendidikan. Variabel lama sekolah berbanding lurus dengan

investasi waktu, tenaga dan materi yang dibelanjakan untuk pendidikan. Semakin lama seseorang bersekolah maka semakin banyak pula investasi yang ditanamkan di sektor pendidikan. Model regresi kuantil dalam penelitian ini digunakan untuk menggambarkan *return* atau tingkat pengembalian investasi di bidang pendidikan. *Return* digambarkan oleh besarnya koefisien yang mewakili variabel lama sekolah.

Tabel 4.7 Hasil Estimasi Parameter dengan Metode BALQR, BQR dan QR untuk Sektor Pertanian

Kuantil	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$
BALQR				
kuantil 0,05	6,6591110*	0,0352294*	0,0187627*	-0,0000427
kuantil 0,1	7,1697510*	0,0324254*	0,0108298*	0,0000088
kuantil 0,2	7,4805140*	0,0373614*	0,0124089*	-0,0000314
kuantil 0,3	7,6697270*	0,0329428*	0,0180974*	-0,0001073*
kuantil 0,4	7,8412670*	0,0348379*	0,0192832*	-0,0001239*
kuantil 0,5	7,9649540*	0,0415390*	0,0206796*	-0,0001313*
kuantil 0,6	8,0216560*	0,0439686*	0,0247320*	-0,0001567*
kuantil 0,7	8,1577060*	0,0440596*	0,0276916*	-0,0001923*
kuantil 0,8	8,2924660*	0,0466444*	0,0330121*	-0,0002464*
kuantil 0,9	8,8849560*	0,0426371*	0,0244517*	-0,0001848*
kuantil 0,95	9,2695500*	0,0434463*	0,0226327*	-0,0001149
BQR				
kuantil 0,05	6,662543*	0,035155*	0,018627*	-0,000042
kuantil 0,1	7,168422*	0,032643*	0,010831*	0,000009
kuantil 0,2	7,480449*	0,037264*	0,012439*	-0,000032
kuantil 0,3	7,662227*	0,033297*	0,018345*	-0,000110*
kuantil 0,4	7,844052*	0,034807*	0,019174*	-0,000123*
kuantil 0,5	7,967020*	0,041504*	0,020551*	-0,000130*
kuantil 0,6	8,022803*	0,044074*	0,024640*	-0,000156*
kuantil 0,7	8,154498*	0,044255*	0,027768*	-0,000193*
kuantil 0,8	8,292036*	0,046570*	0,033118*	-0,000248*
kuantil 0,9	8,884468*	0,042785*	0,024463*	-0,000185*
kuantil 0,95	9,269914*	0,043498*	0,022719*	-0,000117
QR				
kuantil 0,05	6,593932*	0,037436*	0,020689*	-0,000057
kuantil 0,1	7,189246*	0,032128*	0,009578	0,000025
kuantil 0,2	7,438714*	0,037197*	0,014528*	-0,000056
kuantil 0,3	7,658999*	0,031819*	0,019572*	-0,000129
kuantil 0,4	7,845412*	0,035678*	0,018810*	-0,000116
kuantil 0,5	7,946942*	0,042591*	0,021242*	-0,000134
kuantil 0,6	8,038862*	0,043107*	0,024320*	-0,000153*
kuantil 0,7	8,140468*	0,044316*	0,028598*	-0,000204*
kuantil 0,8	8,306512*	0,045009*	0,032085*	-0,000233*
kuantil 0,9	8,954973*	0,040794*	0,021273*	-0,000154
kuantil 0,95	9,320633*	0,040333*	0,021102	-0,000105

Catatan : * Signifikan pada $\alpha = 5\%$

Hasil estimasi parameter dengan metode BALQR, BQR dan QR ditampilkan pada Tabel 4.7. $\hat{\beta}_0$ adalah intersep, $\hat{\beta}_1$ adalah koefisien dari lama sekolah, $\hat{\beta}_2$ adalah koefisien dari potensi pengalaman dan $\hat{\beta}_3$ adalah koefisien dari potensi pengalaman kuadrat. Pada sektor pertanian, sebagian kecil dari $\hat{\beta}_3$ baik untuk metode BALQR, BQR dan QR tidak signifikan. Sementara $\hat{\beta}_2$ signifikan pada semua kuantil dan semua metode kecuali pada kuantil 10% dengan metode QR. Koefisien lama sekolah ($\hat{\beta}_1$) signifikan pada semua kuantil dan semua metode. Walaupun sebagian $\hat{\beta}_3$ tidak signifikan tetapi model tetap layak digunakan karena terdapat minimal satu $\hat{\beta}_i$ ($i = 1, 2, 3$) yang tidak sama dengan nol. Hasil pemodelan ini selanjutnya digunakan untuk menghitung dugaan y_i pada setiap kuantil. Setelah diperoleh \hat{y}_i , dilakukan *backtesting* yaitu membandingkan y_i dengan \hat{y}_i .

Tabel 4.8 Hasil Estimasi Parameter dengan Metode BALQR, BQR dan QR untuk Sektor Jasa

Kuantil	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$
BALQR				
kuantil 0,05	4,513424*	0,093689*	0,069005*	-0,00046*
kuantil 0,1	4,051739*	0,130300*	0,090136*	-0,00067*
kuantil 0,2	3,319866*	0,168727*	0,137373*	-0,00119*
kuantil 0,3	3,839643*	0,151627*	0,148281*	-0,00140*
kuantil 0,4	4,388643*	0,134978*	0,147170*	-0,00145*
kuantil 0,5	4,822794*	0,125508*	0,147229*	-0,00155*
kuantil 0,6	5,489468*	0,117867*	0,127880*	-0,00134*
kuantil 0,7	6,257408*	0,111049*	0,102188*	-0,00105*
kuantil 0,8	6,810360*	0,104210*	0,087293*	-0,00085*
kuantil 0,9	7,410454*	0,102385*	0,066639*	-0,00053*
kuantil 0,95	7,962205*	0,081326*	0,070744*	-0,00066*
BQR				
kuantil 0,05	4,51016036*	0,09372619*	0,06918487*	-0,00046286*
kuantil 0,1	4,05421559*	0,13011149*	0,09010991*	-0,00067245*
kuantil 0,2	3,31619144*	0,16886944*	0,13746794*	-0,00119090*
kuantil 0,3	3,84131300*	0,15161732*	0,14818119*	-0,00139926*
kuantil 0,4	4,38789486*	0,13501089*	0,14720482*	-0,00145173*
kuantil 0,5	4,82278954*	0,12553496*	0,14718684*	-0,00154757*
kuantil 0,6	5,49008808*	0,11786261*	0,12784029*	-0,00133807*
kuantil 0,7	6,25729965*	0,11104686*	0,10221069*	-0,00104918*
kuantil 0,8	6,81047109*	0,10423404*	0,08727406*	-0,00085165*
kuantil 0,9	7,41023561*	0,10240972*	0,06661438*	-0,00053412*
kuantil 0,95	7,95812135*	0,08153517*	0,07071942*	-0,00065857*

Catatan : * Signifikan pada $\alpha = 5\%$

Lanjutan Tabel 4.8

Kuantil	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$
QR				
kuantil 0,05	4,546582*	0,092479*	0,067306*	-0,000431*
kuantil 0,1	4,074585*	0,130910*	0,088434*	-0,000651*
kuantil 0,2	3,322734*	0,168884*	0,137760*	-0,001203*
kuantil 0,3	3,837565*	0,151542*	0,148608*	-0,001407*
kuantil 0,4	4,383783*	0,135529*	0,146559*	-0,001435*
kuantil 0,5	4,830345*	0,125192*	0,146850*	-0,001542*
kuantil 0,6	5,492531*	0,117321*	0,128499*	-0,001351*
kuantil 0,7	6,266615*	0,110930*	0,101882*	-0,001045*
kuantil 0,8	6,826966*	0,103537*	0,087131*	-0,000855*
kuantil 0,9	7,402631*	0,102924*	0,066742*	-0,000539*
kuantil 0,95	7,929472*	0,082185*	0,071994*	-0,000673*

Tabel 4.8 menampilkan hasil estimasi parameter dan signifikansinya untuk sektor jasa. Dari tabel tersebut diketahui bahwa koefisien untuk semua beta signifikan pada semua kuantil baik pada metode BALQR, BQR dan QR. Setelah diperoleh model pada setiap kuantil selanjutnya dilakukan estimasi untuk memperoleh dugaan y_i (\hat{y}_i). Hasil estimasi ini yang selanjutnya akan digunakan untuk *backtesting*.

4.2.2 Perbandingan metode BALQR, BQR dan QR menggunakan metode *backtesting*.

Metode *backtesting* digunakan untuk mengetahui sejauh mana suatu metode menghasilkan akurasi yang baik dalam pemodelan. *Backtesting* biasa digunakan dalam menentukan akurasi model VaR (*Value at Risk*). Jorion (2007) mendefinisikan VaR sebagai besarnya peluang untung atau rugi dalam periode waktu tertentu. Jika peluang tersebut adalah τ^* dimana $\tau^* \in (0; 1)$ maka secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut:

$$P(R_t \leq V_t | F_{t-1}) = \tau^*,$$

dimana F_{t-1} adalah kumpulan prediktor (informasi pada waktu t-1), R_t adalah tingkat *return* pada saat t dan V_t adalah *return* pada saat t yang diperoleh dari model VaR. Dari definisi ini, jelas bahwa mencari τ^* untuk VaR sama dengan mencari $(100 \times \tau)\%$ kuantil dari y conditional on X .

Mengacu pada metode *unconditional coverage* yang diusulkan oleh Kupeic (1995), suatu model akurat jika $\tau^* = \tau$. Kupeic memperkenalkan uji POF (*Proportion of Failures*) untuk menguji $\tau^* = \tau$. Pengujian dilakukan dengan terlebih dahulu mendefinisikan x sebagai jumlah *violations* yaitu jumlah pengamatan dimana R_t lebih kecil dari $V_t|F_{t-1}$ dan T adalah jumlah seluruh pengamatan. Sehingga $\tau^* = x/T$. Hipotesis yang diuji yaitu:

$$H_0: \tau^* = \frac{x}{T} = \tau$$

$$H_1: \tau^* \neq \tau$$

Memanfaatkan distribusi binomial, Kupeic mengusulkan *likelihood-ratio* (LR) *test* untuk POF yaitu:

$$LR_{POF} = -2\text{Ln} \left(\frac{(1-\tau)^{T-x} \tau^x}{\left(1-\left(\frac{x}{T}\right)\right)^{T-x} \left(\frac{x}{T}\right)^x} \right)$$

Di bawah *null* hipotesis, LR_{POF} *asymptotically distributed* dengan distribusi *chi-squared*. Tolak *null* hipotesis jika LR_{POF} lebih besar dari nilai kritis dari distribusi χ^2 dengan derajat bebas satu. Tabel 4.9 menyajikan hasil *backtesting* dari tiga metode yang digunakan yaitu BALQR, BQR dan QR. Dalam penelitian ini, $R_t = y_i$ yaitu pendapatan pekerja per jam (dalam bentuk logaritma). Sementara $V_t|F_{t-1} = \hat{y}_t|\mathbf{X}$ yaitu nilai dugaan dari y_i pada kuantil ke- τ berdasarkan \mathbf{X} (matrik prediktor). Sehingga x adalah jumlah pengamatan dimana nilai observasi (y) lebih kecil dari nilai dugaan pada kuantil tertentu ($y \leq \hat{y}_t|\mathbf{X}$) dan T adalah jumlah total pengamatan.

Hasil *backtesting* untuk sektor pertanian pada Tabel 4.9 menunjukkan bahwa pada kuantil 0,05 (5%) nilai $\tau^* = 0,05$ artinya terdapat 5 persen pengamatan yang nilai observasinya lebih kecil dari nilai dugaannya atau terdapat 5 persen pekerja yang pendapatannya lebih kecil dari dugaan pendapatannya yang diperoleh dari model. Selanjutnya, untuk kuantil 0,1 berarti terdapat 10,068% nilai observasi yang lebih kecil dari nilai dugaannya, dan seterusnya. Metode BALQR menghasilkan τ^* yang tepat sama dengan τ pada tiga kuantil (kuantil 0,05, 0,2 dan 0,3). Hasil ini lebih baik dibandingkan dengan metode BQR yang hanya menghasilkan nilai yang sama persis pada dua kuantil (kuantil 0,05 dan 0,3) dan

metode QR yang tidak menghasilkan satu pun nilai τ^* yang tepat sama dengan τ pada kuantil yang ditentukan.

Tabel 4.9 Hasil *Backtesting* (τ^*) untuk Sektor Pertanian dan Jasa pada setiap Metode

Kuantil	BALQR	BQR	QR
Sektor pertanian			
kuantil 0,05	0,05	0,05	0,05068
kuantil 0,1	0,10068	0,10068	0,09932
kuantil 0,2	0,2	0,19932	0,20068
kuantil 0,3	0,3	0,3	0,30137
kuantil 0,4	0,39795	0,39863	0,40137
kuantil 0,5	0,50068	0,50068	0,49863
kuantil 0,6	0,59932	0,59932	0,60205
kuantil 0,7	0,70068	0,70068	0,69932
kuantil 0,8	0,80137	0,80137	0,80137
kuantil 0,9	0,90205	0,90205	0,89863
kuantil 0,95	0,95068	0,95068	0,94863
Sektor jasa			
kuantil 0,05	0,05031	0,04992	0,05069
kuantil 0,1	0,09985	0,09985	0,10100
kuantil 0,2	0,19892	0,19892	0,20046
kuantil 0,3	0,30069	0,29954	0,30069
kuantil 0,4	0,40054	0,40054	0,40092
kuantil 0,5	0,5	0,5	0,50077
kuantil 0,6	0,59869	0,59908	0,60100
kuantil 0,7	0,69892	0,69892	0,70046
kuantil 0,8	0,79992	0,79992	0,79992
kuantil 0,9	0,90054	0,90054	0,90054
kuantil 0,95	0,95008	0,94969	0,95046

Hasil *backtesting* pada sektor jasa yang ditampilkan pada Tabel 4.9 menunjukkan hasil yang sama baik untuk metode BALQR dan BQR dengan masing-masing satu kuantil yang memberikan nilai τ^* yang tepat sama dengan τ yaitu pada kuantil 0,05. Sementara untuk QR tidak memberikan satu pun nilai yang sama persis. Hasil *backtesting* ini selanjutnya diuji dengan uji POF untuk melihat apakah perbedaan τ^* dengan τ signifikan.

Pengujian menggunakan POF *Test* terhadap hasil *backtesting* ditampilkan pada Tabel 4.10. Hasil pengujian menunjukkan bahwa pada sektor pertanian ketiga metode memberikan hasil yang sama yaitu gagal tolak H_0 pada kuantil 0,05 sampai 0,8 yang berarti secara statistik tidak ada perbedaan yang signifikan antara

τ^* dengan τ . Sementara pada kuantil 0,9 dan 0,95 juga menghasilkan keputusan yang sama yaitu tolak H_0 pada ketiga metode. Hasil ini menunjukkan bahwa ketiga metode kurang baik ketika digunakan untuk memodelkan data pada kuantil 0,9 dan 0,95. Sementara pada sektor jasa, metode BALQR menunjukkan hasil yang paling baik pada pengujian *backtesting* dimana H_0 gagal ditolak pada semua kuantil. Sementara pada metode BQR dan QR memberikan hasil yang sama yaitu tolak H_0 pada kuantil 0,95.

Tabel 4.10 LR_{POF} Test untuk Sektor Pertanian dan Jasa pada setiap Metode

Kuantil	Critical Value	BALQR		BQR		QR	
		LR_{POF}	Keputu- san	LR_{POF}	Keputu- san	LR_{POF}	Keputu- san
Sektor pertanian							
kuantil 0,05	3,8415	0,0000	0	0,0000	0	0,0144	0
kuantil 0,1	2,7055	0,0076	0	0,0076	0	0,0076	0
kuantil 0,2	1,6424	0,0000	0	0,0043	0	0,0043	0
kuantil 0,3	1,0742	0,0000	0	0,0000	0	0,0130	0
kuantil 0,4	0,7083	0,0257	0	0,0114	0	0,0114	0
kuantil 0,5	0,4549	0,0027	0	0,0027	0	0,0110	0
kuantil 0,6	0,2750	0,0029	0	0,0029	0	0,0257	0
kuantil 0,7	0,1485	0,0033	0	0,0033	0	0,0033	0
kuantil 0,8	0,0642	0,0172	0	0,0172	0	0,0172	0
kuantil 0,9	0,0158	0,0689	1	0,0689	1	0,0303	1
kuantil 0,95	0,0039	0,0145	1	0,0145	1	0,0572	1
Sektor jasa							
kuantil 0,05	3,8415	0,0052	0	0,0003	0	0,0261	0
kuantil 0,1	2,7055	0,0007	0	0,0007	0	0,0288	0
kuantil 0,2	1,6424	0,0188	0	0,0188	0	0,0035	0
kuantil 0,3	1,0742	0,0059	0	0,0026	0	0,0059	0
kuantil 0,4	0,7083	0,0031	0	0,0031	0	0,0092	0
kuantil 0,5	0,4549	0,0000	0	0,0000	0	0,0061	0
kuantil 0,6	0,2750	0,0185	0	0,0092	0	0,0108	0
kuantil 0,7	0,1485	0,0143	0	0,0143	0	0,0026	0
kuantil 0,8	0,0642	0,0001	0	0,0001	0	0,0001	0
kuantil 0,9	0,0158	0,0084	0	0,0084	0	0,0084	0
kuantil 0,95	0,0039	0,0003	0	0,0052	1	0,0117	1

Walaupun metode BALQR relatif lebih baik dibanding dua metode lainnya, pengujian terhadap hasil *backtesting* memberikan hasil yang tidak jauh berbeda antara ketiga metode. Sehingga diperlukan indikator lain untuk melihat keunggulan masing-masing metode. Standar *error* penduga parameter beta digunakan untuk melihat metode mana yang memberikan standar *error* beta yang paling kecil. Semakin kecil standar *error* maka semakin baik metode yang

digunakan. Tabel 4.11 menampilkan standar *error* $\hat{\beta}_1$ (koefisien dari variabel lama sekolah) dari dari tiga metode.

Tabel 4.11 Standar *Error* $\hat{\beta}_1$ untuk Metode BALQR, BQR dan QR

Kuantil	BALQR	BQR	QR
Sektor pertanian			
kuantil 0,05	0,0000009106	0,0000008716	0,00972
kuantil 0,1	0,0012335461	0,0012480533	0,00961
kuantil 0,2	0,0000833621	0,0000837707	0,00788
kuantil 0,3	0,0000559026	0,0000549763	0,00740
kuantil 0,4	0,0000007124	0,0000006922	0,00702
kuantil 0,5	0,0011409071	0,0011518734	0,00670
kuantil 0,6	0,0000580193	0,0000616113	0,00647
kuantil 0,7	0,0000523540	0,0000538064	0,00735
kuantil 0,8	0,0000006017	0,0000006285	0,00854
kuantil 0,9	0,0012597319	0,0012965160	0,01154
kuantil 0,95	0,0000610866	0,0000621706	0,01919
Sektor jasa			
kuantil 0,05	0,0000006202	0,0000006062	0,01056
kuantil 0,1	0,0006340985	0,0006566339	0,01012
kuantil 0,2	0,0000336915	0,0000366621	0,00967
kuantil 0,3	0,0000318187	0,0000307967	0,00577
kuantil 0,4	0,0000005464	0,0000005234	0,00582
kuantil 0,5	0,0006627132	0,0006883274	0,00517
kuantil 0,6	0,0000380645	0,0000389711	0,00498
kuantil 0,7	0,0000332762	0,0000331006	0,00441
kuantil 0,8	0,0000005958	0,0000005927	0,00471
kuantil 0,9	0,0005953592	0,0005826702	0,00557
kuantil 0,95	0,0000321371	0,0000325469	0,00745

Catatan : Nilai yang ditebalkan adalah standar *error* terendah pada setiap kuantil

Tabel 4.11 menunjukkan bahwa metode bayesian lebih baik dari metode non bayesian karena menghasilkan standar *error* penduga parameter yang paling kecil. Sementara antara metode BALQR dan BQR memberikan hasil yang relatif sama. Untuk sektor pertanian, metode BALQR lebih baik dibanding metode BQR sementara untuk sektor jasa metode BQR lebih baik dari BALQR. Secara keseluruhan untuk kedua sektor metode BALQR relatif lebih baik dari metode BQR. Tabel 4.11 juga menunjukkan selisih yang kecil untuk standar *error* antara metode BALQR dan BQR.

Pengujian terhadap hasil *backtesting* dan standar *error* parameter β_1 menunjukkan bahwa terdapat bukti yang kuat untuk menyimpulkan bahwa

metode bayesian lebih baik dari metode non bayesian. Sementara diantara kedua metode bayesian dalam hal ini BALQR dan BQR menunjukkan hasil yang relatif hampir sama. Hasil yang relatif hampir sama antara metode dengan penalti (BALQR) dan tanpa penalti (BQR) menunjukkan bahwa penggunaan penalti untuk kasus yang diteliti kurang efektif. Temuan ini juga mengkonfirmasi bahwa hampir semua prediktor yang digunakan dalam pemodelan signifikan mempengaruhi respon pada setiap kuantil sehingga penyusutan koefisien pada variabel yang tidak signifikan hampir tidak terjadi. Walaupun keunggulan metode BALQR hanya didukung oleh bukti yang lemah pada kasus yang diteliti, analisis selanjutnya tetap menggunakan hasil estimasi parameter dengan metode BALQR.

4.2.3 Hubungan Lapangan Pekerjaan dengan Pendidikan Pada Pekerja Sektor Pertanian

Berdasarkan hasil estimasi parameter pada Tabel 4.8 model regresi kuantil dengan metode BALQR yaitu:

Kuantil 10%

$$\widehat{\ln y}_i = 7,169 + 0,0324X_1 + 0,0108X_2 - 0,0000088X_3.$$

Kuantil 50%

$$\widehat{\ln y}_i = 7,965 + 0,0415X_1 + 0,0206X_2 - 0,000131X_3.$$

Kuantil 80%

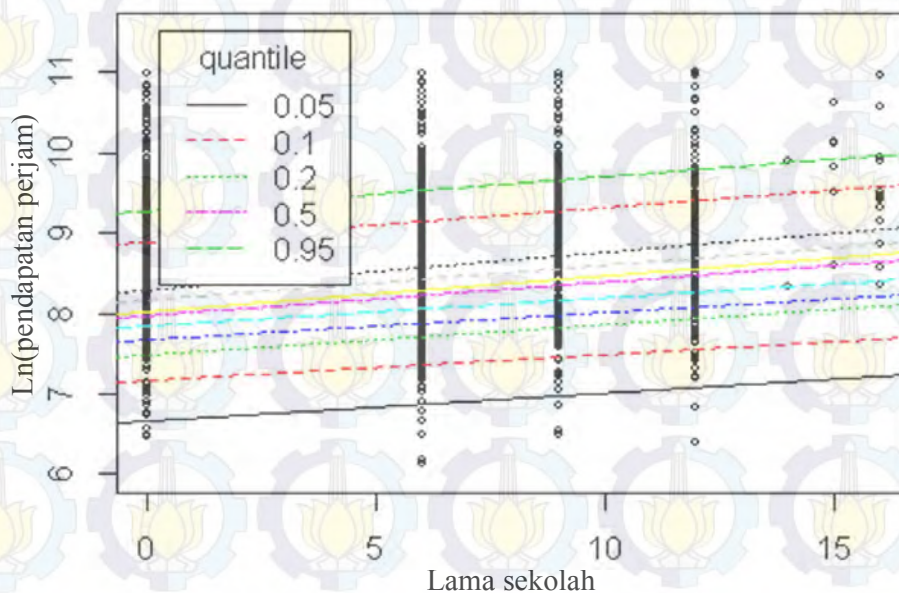
$$\widehat{\ln y}_i = 8,292 + 0,047X_1 + 0,033X_2 - 0,000246X_3.$$

Model di atas adalah untuk kuantil 10%, 50% dan 80%. Dengan mengacu pada Tabel 4.8, model pada kuantil lain dapat dituliskan.

Model tersebut menunjukkan bahwa untuk lama sekolah yang sama (X_1) pekerja di sektor pertanian akan menerima *return* pendidikan yang berbeda yaitu 0,0324 untuk kuantil 10%, 0,0415 untuk kuantil 50% dan 0,047 untuk kuantil 80%. Perbedaan *return* ini mengakibatkan meningkatnya variasi pendapatan akibat pendidikan pada kuantil 80% dibanding dengan kuantil 50% atau 10%. Berdasarkan persamaan regresi tersebut di atas, dibuat garis regresi kuantil antara pendapatan dan lama sekolah untuk melihat pengaruh pendidikan terhadap pendapatan pada berbagai kuantil dari pendapatan. Garis regresi kuantil untuk

kuantil ke 5%, 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80%, 90% dan 95% ditunjukkan pada gambar 4.5 dan hasil estimasi koefisien lama sekolah berserta 95% *credible interval* untuk pekerja sektor pertanian disajikan pada Tabel 4.12.

Garis regresi kuantil menggambarkan nilai dugaan variabel respon untuk setiap nilai prediktor pada kuantil tertentu dari variabel respon, sementara varians mengukur penyimpangan nilai observasi dari nilai dugaan. Varians konstan atau *homoscedasticity* jika penyimpangan sama pada setiap observasi atau kelompok observasi. Pada regresi kuantil, *slope* yang sama antar kuantil merupakan indikator dari *homoscedasticity*. Hal ini karena kuantil merupakan sebagian dari variabel respon. Misal kuantil 0,05 berarti 5 persen terbawah dari variabel respon, kuantil 0,1 berarti 10 persen terbawah dari variabel respon dan seterusnya. Secara visual, garis regresi yang paralel mengindikasikan kesamaan *slope*. Pada kasus *slope* yang sama antar kuantil atau *homoscedasticity*, perbedaan nilai dugaan antar kuantil hanya diakibatkan oleh pergeseran rata-rata sehingga model regresi kuantil seperti ini biasa disebut *location shift*.



Gambar 4.5 Garis Regresi Kuantil Ln(pendapatan perjam) pekerja sektor pertanian

Berdasarkan Gambar 4.5, garis regresi kuantil untuk sektor pertanian terlihat paralel, sehingga lama sekolah tidak mengakibatkan perbedaan keragaman pendapatan pada setiap kuantil. Hal ini juga berarti bahwa pengaruh pendidikan

terhadap pendapatan sama pada setiap kelompok pendapatan, baik kelompok pendapatan rendah, menengah dan tinggi. Pengamatan secara visual akan sulit membedakan antara garis yang paralel dan hampir paralel sehingga untuk melihat perbedaan *slope* secara lebih akurat diperlukan uji beda *slope*.

Uji beda *slope* dilakukan dengan membandingkan *credible* interval dari koefisien lama sekolah antar kuantil. *Credible* interval yang saling beririsan menunjukkan bahwa tidak ada perbedaan yang signifikan antar kuantil tersebut. Tabel 4.12 menyajikan batas bawah dan batas atas 95% *credible* interval dan hasil uji perbedaan antar *slope* ditunjukkan pada Tabel 4.13.

Tabel 4.12 Koefisien Variabel Lama Sekolah ($\hat{\beta}_1$) dan 95% *Credible Interval* pada Sektor Pertanian

Kuantil	$\hat{\beta}_1$	Lower	Upper
kuantil 0,05	0,0352294	0,026760	0,042800
kuantil 0,1	0,0324254	0,027100	0,037900
kuantil 0,2	0,0373614	0,032900	0,042100
kuantil 0,3	0,0329428	0,027188	0,038900
kuantil 0,4	0,0348379	0,030730	0,039000
kuantil 0,5	0,0415390	0,037090	0,045700
kuantil 0,6	0,0439686	0,039600	0,048879
kuantil 0,7	0,0440596	0,039670	0,049070
kuantil 0,8	0,0466444	0,041424	0,052105
kuantil 0,9	0,0426371	0,035535	0,050500
kuantil 0,95	0,0434463	0,035459	0,052300

Tabel 4.13 Uji Perbedaan *Slope* pada $\alpha = 5\%$ untuk Sektor Pertanian

Kuantil	5%	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%	95%
5%		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10%			0	0	0	0	1	1	1	0	0
20%				0	0	0	0	0	0	0	0
30%					0	0	1	1	1	0	0
40%						0	1	1	1	0	0
50%							0	0	0	0	0
60%								0	0	0	0
70%									0	0	0
80%										0	0
90%											0
95%											

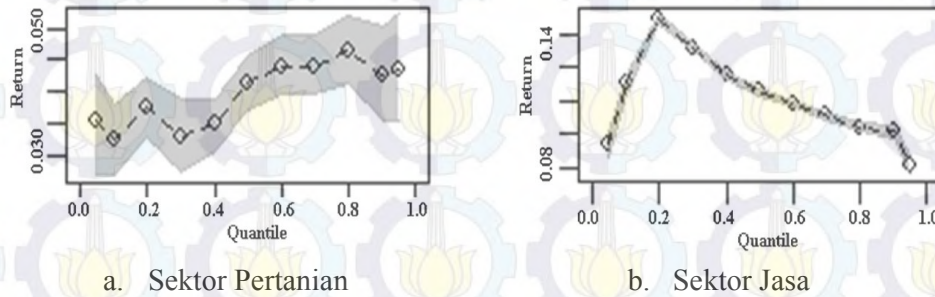
Catatan : - 0 kode untuk tidak berbeda signifikan
 - 1 kode untuk berbeda signifikan

Berdasarkan Gambar 4.6a, Tabel 4.12 dan Tabel 4.13 pengaruh pendidikan dalam hal ini diwakili oleh variabel lama sekolah terhadap pendapatan (pendapatan per jam dalam bentuk logaritma (\ln)) untuk penduduk yang bekerja di sektor pertanian dapat uraikan sebagai berikut:

1. Berdasarkan Tabel 4.12, untuk semua kuantil *slope* dari garis regresi atau *return* pendidikan atau koefisien dari variabel lama sekolah adalah positif dan signifikan. Signifikansi penaksir parameter beta terlihat dari *credible* interval yang tidak mengandung nol.
2. Hasil uji beda antar *slope* ditampilkan pada Tabel 4.13. Dari 11 garis regresi kuantil, terdapat perbedaan antara garis untuk kuantil ke 10% dengan ke 60%, 70% dan 80%; perbedaan antara garis untuk kuantil ke 30% dengan ke 60%, 70% dan 80% serta perbedaan antara garis untuk kuantil ke 40% dengan ke 60%, 70% dan 80%, atau terdapat perbedaan *slope (return)* antara penduduk berpendapatan rendah (pada kuantil 10%, 30% dan 40%) dengan yang berpendapatan tinggi (kuantil 60%, 70% dan 80%). Selebihnya tidak terdapat perbedaan yang signifikan.
3. Dari 55 pasang *slope* yang diuji perbedaannya, hanya 9 atau 16,36 persen yang menunjukkan perbedaan yang signifikan. Hasil ini sejalan dengan plot $\hat{\beta}_1$ pada Gambar 4.6a
4. Pada Gambar 4.6a terlihat bahwa untuk kuantil 5% sampai 30% plot penaksir beta 1 ($\hat{\beta}_1$) tidak menunjukkan pola naik atau turun. Sementara pada kuantil ke 30% sampai ke 80% menunjukkan pola yang monoton naik, kemudian menurun untuk kuantil yang lebih besar.

Berdasarkan uraian pada angka 1-4 di atas, pekerja di sektor pertanian dengan pendapatan termasuk pada kuantil ke 30%,40%,50%,60%,70% dan 80% peningkatan lama sekolah akan mengakibatkan peningkatan pendapatan dengan *return* yang meningkat. Menurut Fasih (2008) dalam *Linking Education Policy to Labor Market Outcomes* salah satu penyebab penduduk dengan pendapatan rendah menerima *return* pendidikan yang lebih rendah dibanding penduduk dengan pendapatan yang lebih tinggi karena penduduk dengan pendapatan rendah hanya mampu mengakses pendidikan dengan kualitas yang rendah dibandingkan

dengan penduduk dengan pendapatan tinggi. Dalam kasus ini, kualitas pendidikan perlu ditingkatkan terutama untuk lembaga pendidikan yang diakses oleh penduduk dengan pendapatan rendah.



Gambar 4.6 Plot $\hat{\beta}_1$ pada berbagai kuantil untuk pekerja Sektor Pertanian dan Jasa

4.2.4 Hubungan Lapangan Pekerjaan dengan Pendidikan Pada Pekerja Sektor Jasa

Persamaan regresi kuantil pada sektor jasa dapat dituliskan berdasarkan hasil estimasi parameter beta pada Tabel 4.8.

Kuantil 20%

$$\widehat{\ln y}_i = 3,3199 + 0,1687X_1 + 0,1374X_2 - 0,00119X_3$$

Kuantil 50%

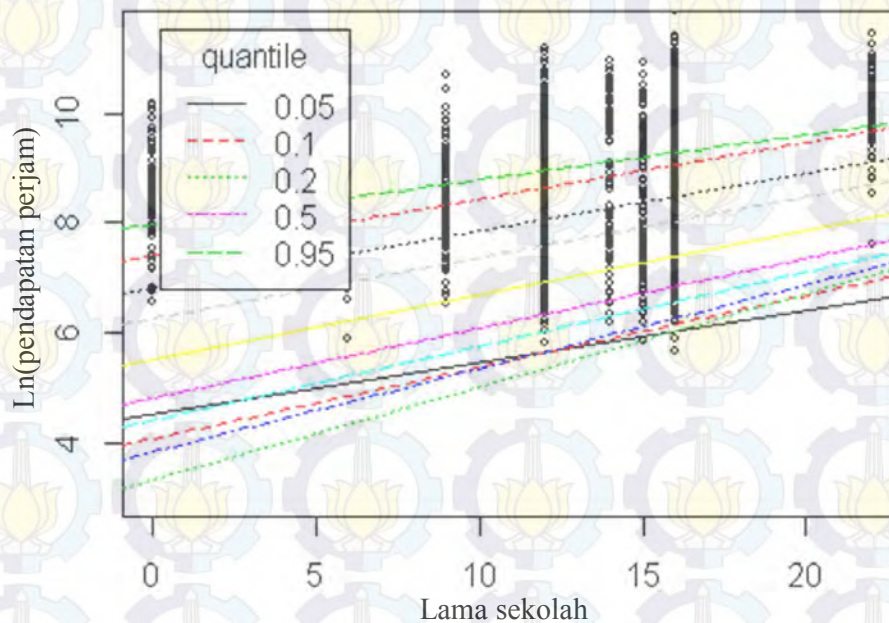
$$\widehat{\ln y}_i = 4,82279 + 0,1255X_1 + 0,1472296X_2 - 0,00155X_3$$

Kuantil 95%

$$\widehat{\ln y}_i = 7,962205 + 0,081326X_1 + 0,070744X_2 - 0,00066X_3$$

Model di atas adalah untuk kuantil 5%, 50% dan 95%. Dengan mengacu pada Tabel 4.8, model pada kuantil lain dapat dituliskan. Persamaan regresi tersebut menunjukkan bahwa pendidikan mempunyai pengaruh yang positif dan signifikan yang ditandai dengan *credible* interval yang tidak mengandung nol. Persamaan regresi tersebut menunjukkan bahwa untuk lama sekolah yang sama (X_1) pekerja di sektor industri akan menerima *return* yang berbeda yaitu 0,1687 untuk kuantil 20%, 0,1255 untuk kuantil 50% dan 0,0813 untuk kuantil 95%.

Garis regresi kuantil untuk persamaan di atas dan pada kuantil lain ditunjukkan pada Gambar 4.7. Garis tersebut mewakili dugaan untuk variabel respon berdasarkan salah satu variabel prediktor (lama sekolah). Nilai parameter beta yang mewakili koefisien lama sekolah disajikan pada Tabel 4.14. Tidak seperti pada sektor pertanian yang menampilkan garis yang paralel, pada sektor jasa hanya sebagian kecil garis yang terlihat paralel. Sebagian besarnya tidak paralel bahkan ada yang berpotongan. Hal ini mengindikasikan perbedaan *slope* antar garis regresi kuantil.



Gambar 4.7 Garis Regresi Kuantil Ln(pendapatan perjam) pekerja sektor pertanian

Pada kasus *heteroscedasticity*, penyimpangan atau varian tidak sama pada setiap observasi atau kelompok observasi. *Slope* yang berbeda antar kuantil pada regresi kuantil merupakan indikasi dari adanya *heteroscedasticity*. Perbedaan *slope* mengakibatkan perbedaan varians pada setiap kuantil dari pendapatan per jam (dalam logaritma) pada lama sekolah yang sama. Hasil ini menunjukkan bahwa model regresi kuantil untuk pekerja sektor jasa merupakan kombinasi antara pergeseran *mean* (*location shift*) dan perubahan varian (*scale shift*).

Berdasarkan Gambar 4.6b, Tabel 4.14 dan Tabel 4.15, hubungan antara pendidikan dalam hal ini diwakili oleh variabel lama sekolah terhadap pendapatan (\ln pendapatan per jam) untuk pekerja di sektor jasa dapat uraikan sebagai berikut:

1. Tabel 4.14 menunjukkan bahwa semua *slope* yang menggambarkan *return* pendidikan bernilai positif dan signifikan. Signifikansi penaksir parameter dapat dilihat dari nilai *credible* interval. *Slope* atau *return* pendidikan pada kuantil 20% lebih besar dari *return* pada kuantil 95% menandakan bahwa peningkatan lama sekolah mengakibatkan peningkatan pendapatan per jam yang lebih besar pada kuantil 20% dibanding pada kuantil 95% dari variabel respon untuk setiap nilai dari variabel lama sekolah.
2. Pada gambar 4.6b terlihat bahwa *slope* berubah sepanjang kuantil dari variabel respon, meningkat pada kuantil 5% sampai 20% lalu menurun dari kuantil 20% sampai 95%. Karena semua *slope* bernilai positif, maka *slope* yang lebih rendah pada kuantil 95% dibandingkan kuantil di bawahnya mengakibatkan distribusi dari pendapatan per jam menjadi lebih homogen ketika lama sekolah meningkat.
3. Hasil uji beda *slope* pada Tabel 4.15 menunjukkan bahwa dari 55 pasangan *slope* yang diuji hanya 4 pasang atau 7,2 persen yang menunjukkan hasil tidak berbeda secara signifikan dan selebihnya menunjukkan hasil yang berbeda secara signifikan. Hasil ini menguatkan penilaian secara visual bahwa garis regresi yang ditampilkan pada gambar 4.7 sebagian besar tidak paralel.
4. Berdasarkan poin no. 3, dapat disimpulkan bahwa untuk tingkat pendidikan yang sama pekerja di sektor jasa menerima *return* pendidikan yang berbeda secara signifikan kecuali antara kuantil ke 5% dan 90%, antara kuantil ke 10% dan 40%, antara kuantil ke 10% dan 50% serta antara kuantil ke 80% dan 90%.

Berdasarkan uraian pada angka 1-4 di atas, untuk pekerja di sektor jasa dengan pendapatan termasuk pada kuantil ke 20% ke atas akan menerima *return* yang menurun pada kuantil atas (kelompok berpendapatan tinggi). Dengan kata lain, lama sekolah berkontribusi pada menurunnya variasi pendapatan ketika pendapatan semakin tinggi (untuk kuantil 20% ke atas). Menurut Fasih (2008),

temuan ini menimbulkan implikasi bahwa peningkatan pendidikan berdampak pada semakin meratanya kemampuan pekerja sehingga menurunkan kesejangan pendapatan pekerja pada sektor jasa. Untuk kuantil di bawah 20% berlaku sebaliknya.

Tabel 4.14 Koefisien Variabel Lama Sekolah ($\hat{\beta}_1$) dan 95% *Credible Interval* pada Sektor Jasa

Kuantil	$\hat{\beta}_1$	Lower	Upper
kuantil 0,05	0,09369	0,08708	0,10133
kuantil 0,1	0,13030	0,12383	0,13618
kuantil 0,2	0,16873	0,16540	0,17174
kuantil 0,3	0,15160	0,14926	0,15423
kuantil 0,4	0,13498	0,13250	0,13777
kuantil 0,5	0,12551	0,12340	0,12782
kuantil 0,6	0,11787	0,11576	0,12001
kuantil 0,7	0,11105	0,10859	0,11364
kuantil 0,8	0,10421	0,10205	0,10677
kuantil 0,9	0,10239	0,09796	0,10607
kuantil 0,95	0,04345	0,03546	0,05230

Tabel 4.15 Uji Perbedaan *Slope* pada $\alpha = 5\%$ untuk Sektor Jasa

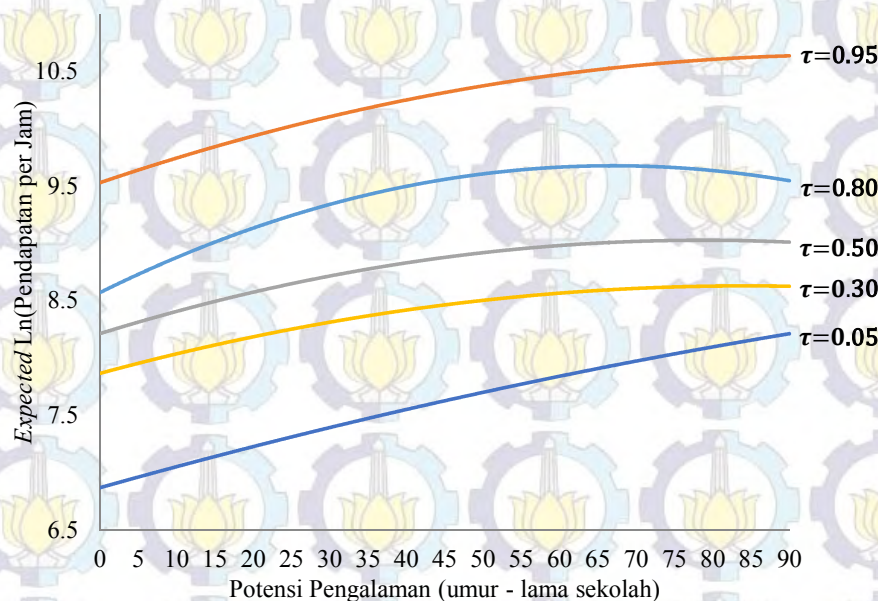
Kuantil	5%	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%	95%
5%		1	1	1	1	1	1	1	1	0	1
10%			1	1	0	0	1	1	1	1	1
20%				1	1	1	1	1	1	1	1
30%					1	1	1	1	1	1	1
40%						1	1	1	1	1	1
50%							1	1	1	1	1
60%								1	1	1	1
70%									1	1	1
80%										0	1
90%											1
95%											

Catatan : - 0 kode untuk tidak berbeda signifikan
- 1 kode untuk berbeda signifikan

4.2.5 Hubungan antara Pendapatan dan Potensi Pengalaman pada Pekerja Sektor Pertanian

Berdasarkan Gambar 4.8 hubungan antara pendapatan per jam dan potensi pengalaman bersifat kuadratik yaitu positif sampai potensi pengalaman tertentu

(titik puncak) kemudian negatif setelahnya. Sifat kuadratik ini terlihat jelas pada kuantil 80%. Pada kuantil 30%, 50% dan 95% kurang terlihat dan cenderung linear pada kuantil 5%. Hal ini mengindikasikan bahwa pekerja dengan pendapatan berada pada kuantil 5% terbawah cenderung untuk terus bekerja dan berusaha mempertahankan tingkat pendapatannya agar tetap stabil bahkan sampai usia lanjut. Pendapatan yang rendah mengakibatkan penduduk pada kelompok ini tidak mempunyai tabungan untuk hari tua. Secara umum hubungan yang bersifat kuadratik ini menunjukkan bahwa peningkatan potensi pengalaman mengakibatkan peningkatan pendapatan sampai mencapai usia tidak produktif yaitu sekitar 65 tahun ke atas, produktivitas sudah mulai menurun sehingga peningkatan potensi pengalaman justru mengakibatkan penurunan pendapatan.

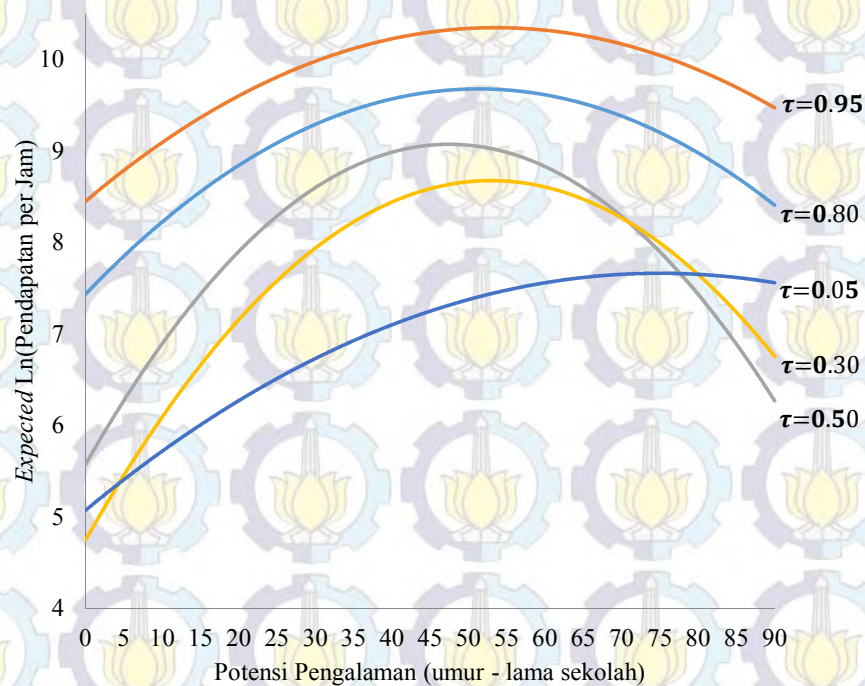


Gambar 4.8 Plot antara *Expected Ln(pendapatan per jam)* dengan Potensi Pengalaman (lama sekolah diasumsikan tetap yaitu 6 tahun) Pekerja Sektor Pertanian

4.2.6 Hubungan antara Pendapatan dan Potensi Pengalaman pada Pekerja Sektor Jasa

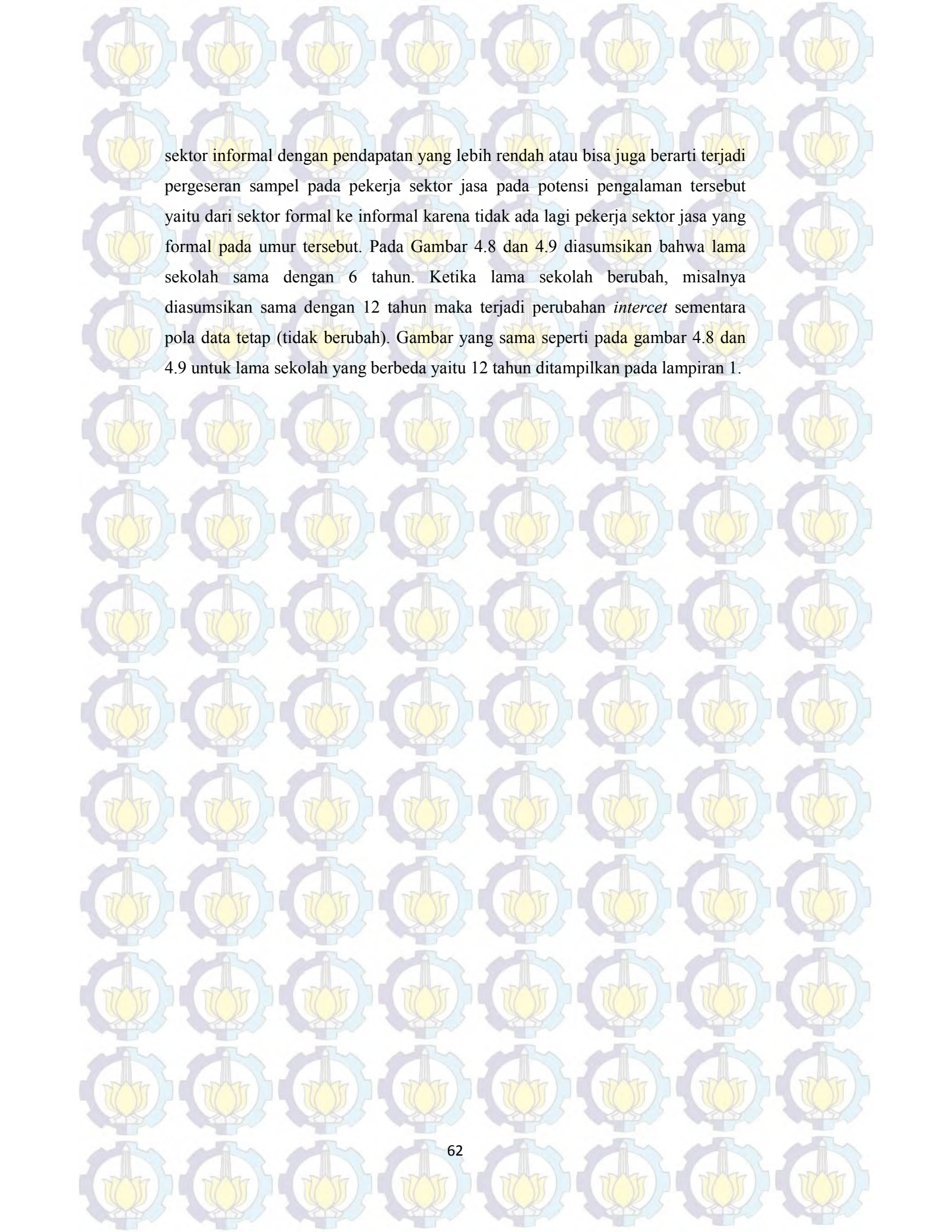
Gambar 4.9 menampilkan hubungan antara *Expected Ln(pendapatan per jam)* dengan potensi pengalaman. Jika dibandingkan dengan Gambar 4.8, sifat kuadratik pada sektor jasa lebih jelas terlihat terutama pada kuantil 30% dan 50%.

Sama seperti pada sektor pertanian, pada sektor jasa kuantil 5% terbawah juga menunjukkan sifat kuadratik yang kurang menonjol dibandingkan dengan kuantil lainnya. Sebagian besar pekerja di sektor jasa bekerja di sektor formal dengan tingkat pendidikan yang tinggi. Pada sektor formal berlaku usia pensiun yaitu sekitar 58 tahun, sehingga jika lama sekolah adalah 16 tahun (sarjana) maka pendapatan tertinggi akan diperoleh pada potensi pengalaman sekitar 42 tahun (umur – lama sekolah). Pada potensi pengalaman setelah itu (45 tahun ke atas) pekerja pada sektor jasa pada umumnya di sektor in formal yang tidak memiliki batas masa pensiun.



Gambar 4.9 Plot antara *Expected Ln*(pendapatan per jam) dengan Potensi Pengalaman (lama sekolah diasumsikan tetap yaitu 6 tahun) Pekerja Sektor Jasa

Secara umum di provinsi Sulawesi Selatan pendapatan pekerja di sektor formal lebih tinggi dari sektor informal. Sehingga sebagaimana pada Gambar 4.9 setelah mencapai potensi pengalaman yang setara dengan umur pensiun, pendapatan pendapatan pekerja sektor jasa menurun seiring dengan peningkatan potensi pengalaman. Penurunan ini bisa berarti mereka yang pensiun pindah ke



sektor informal dengan pendapatan yang lebih rendah atau bisa juga berarti terjadi pergeseran sampel pada pekerja sektor jasa pada potensi pengalaman tersebut yaitu dari sektor formal ke informal karena tidak ada lagi pekerja sektor jasa yang formal pada umur tersebut. Pada Gambar 4.8 dan 4.9 diasumsikan bahwa lama sekolah sama dengan 6 tahun. Ketika lama sekolah berubah, misalnya diasumsikan sama dengan 12 tahun maka terjadi perubahan *intercet* sementara pola data tetap (tidak berubah). Gambar yang sama seperti pada gambar 4.8 dan 4.9 untuk lama sekolah yang berbeda yaitu 12 tahun ditampilkan pada lampiran 1.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian pada Bab 4, dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut:

1. Metode BALQR relatif lebih baik dalam kasus yang diteliti berdasarkan hasil backtesting dan standar *error* yang dihasilkan.
2. Pada sektor pertanian, *return* pendidikan bernilai positif dan signifikan pada semua kuantil dari variabel respon. *Return* pendidikan menunjukkan peningkatan walaupun tidak monoton naik sepanjang kuantil dari variabel respon. Pada kuantil 30% sampai 80%, *return* pendidikan monoton naik. Sementara pada kuantil lainnya tidak menunjukkan pola yang jelas. Hasil uji beda *slope* menunjukkan bahwa hanya sebagian kecil *slope* yang berbeda secara signifikan.
3. Pada sektor jasa, juga menghasilkan *return* yang positif dan signifikan pada semua kuantil. *Return* pendidikan menunjukkan pola yang meningkat kemudian menurun kembali sehingga *return* pada kuantil 95 persen lebih rendah dari kuantil 5 persen. Pola ini merupakan indikasi bahwa pada kelompok pendapatan menengah variasi pendapatan diantara pekerja dengan pendidikan yang sama cukup tinggi. Pada sektor jasa juga terlihat indikasi bahwa semakin tinggi tingkat pendidikan maka kesenjangan pendapatan semakin berkurang (pendapatan semakin konvergen).

5.2 Saran

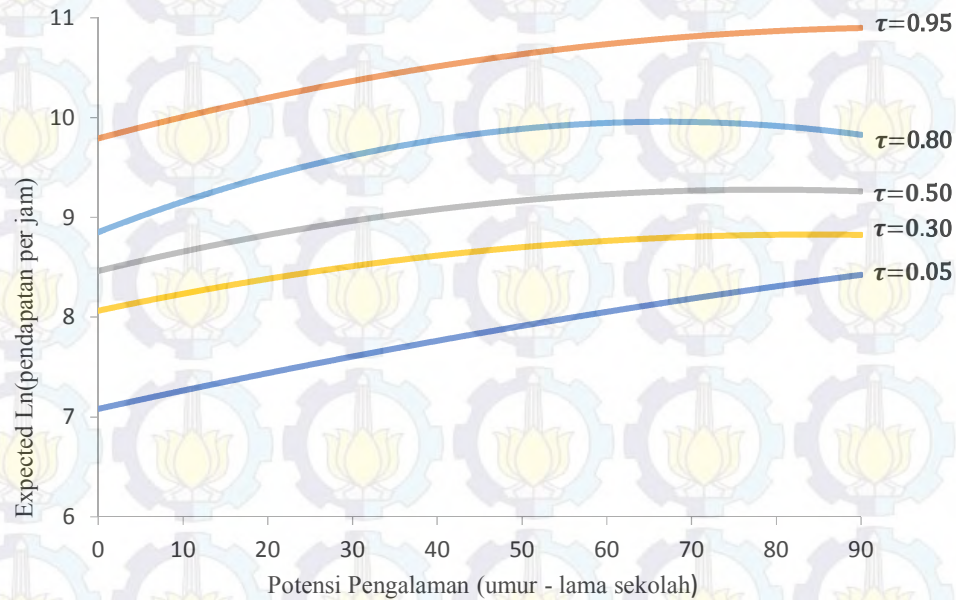
Penelitian ini hanya melihat pengaruh pendidikan pada satu titik waktu sehingga untuk memperkuat kesimpulan mengenai hubungan antara pendidikan dan pendapatan perlu dilihat perubahan pola hubungan antara keduanya pada waktu-waktu yang lain. Selain itu, pada penelitian ini penggunaan Lasso kurang efektif karena jumlah variabel bebas yang sedikit serta hampir semua signifikan

pada setiap kuantil sehingga pemilihan dan penyusutan koefisien dari variabel bebas hampir tidak terjadi.

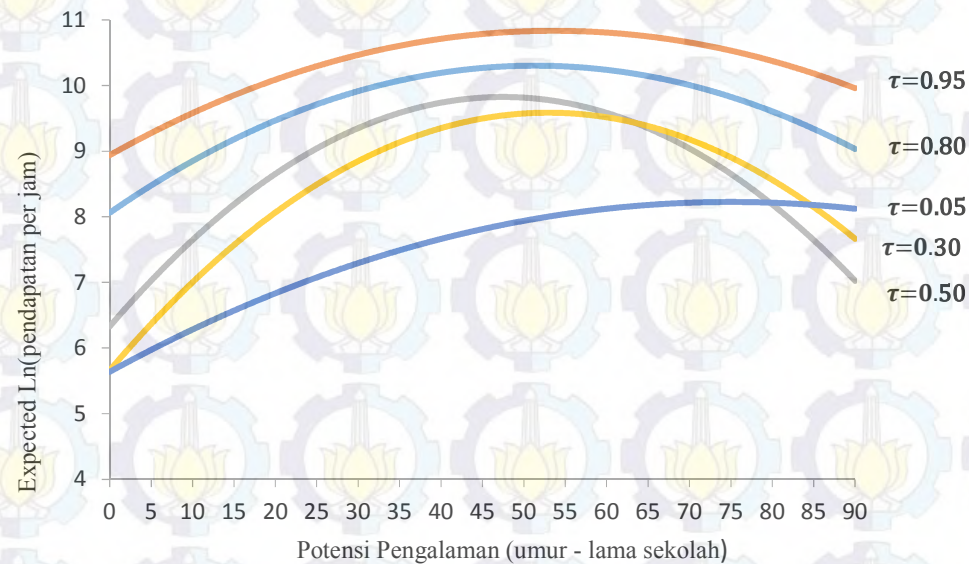
LAMPIRAN

Lampiran 1. Plot Pendapatan dan Potensi Pengalaman

Lampiran 1.1 Plot Pendapatan dan Potensi Pengalaman dengan Lama Sekolah =12 tahun untuk Sektor Pertanian dan Jasa

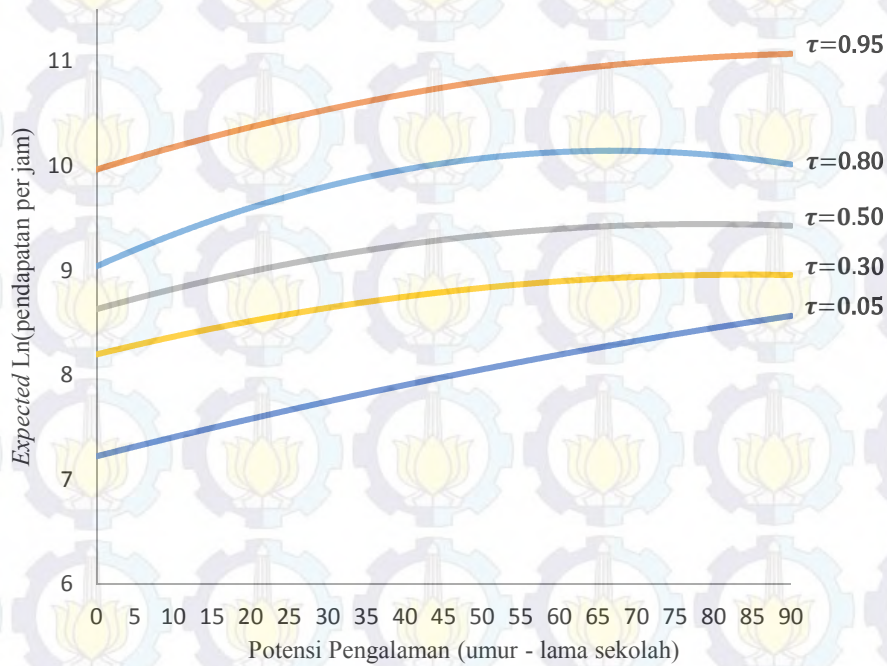


Gambar 1.1 Plot antara *Expected Ln(pendapatan per jam)* dengan Potensi Pengalaman (lama sekolah diasumsikan tetap yaitu 6 tahun) Pekerja Sektor Pertanian

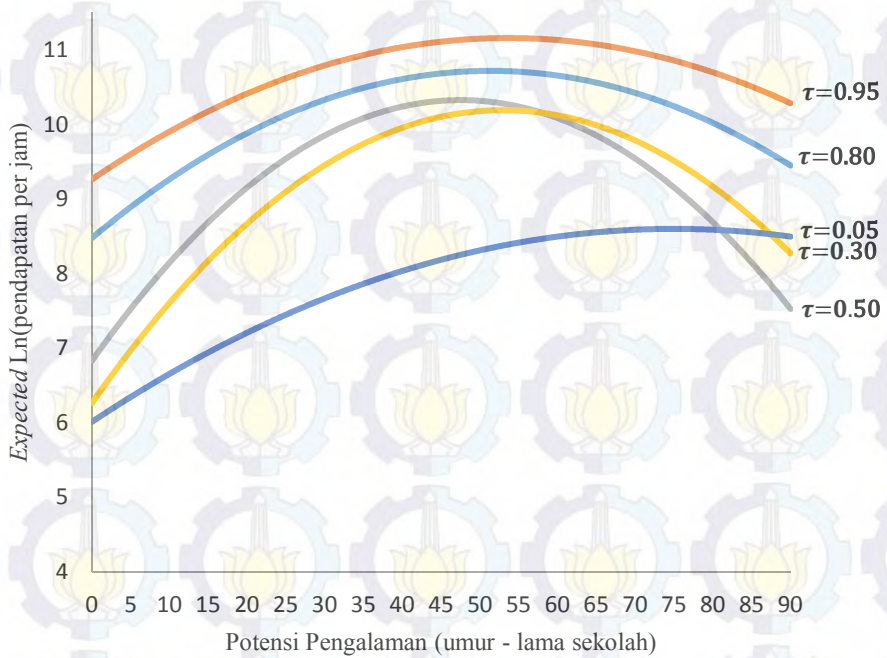


Gamabar 1.2 Plot antara *Expected Ln(pendapatan per jam)* dengan Potensi Pengalaman (lama sekolah diasumsikan tetap yaitu 12 tahun) Pekerja Sektor Jasa

Lampiran 1.2 Plot Pendapatan dan Potensi Pengalaman dengan Lama Sekolah =16 tahun untuk Sektor Pertanian dan Jasa



Gambar 1.3 Plot antara *Expected Ln(pendapatan per jam)* dengan Potensi Pengalaman (lama sekolah diasumsikan tetap yaitu 16 tahun) Pekerja Sektor Pertanian



Gamabar 1.4 Plot antara *Expected Ln(pendapatan per jam)* dengan Potensi Pengalaman (lama sekolah diasumsikan tetap yaitu 16 tahun) Pekerja Sektor Jasa

Lampiran 2. *Syntax* untuk Metode BALQR, BQR dan QR

Lampiran 2.1 *Syntax* untuk Metode BALQR

1. BALQR

```
# Menentukan prior
priorqr=prior(lnupah~edu+exp+exp2, data=tani, alasso=TRUE)
priorqr

#investigate structure of bayesQR prior object
str(priorqr)

#estimate model parameter with adaptive lasso and informative prior
pqbr=bayesQR(lnupah~edu+exp+exp2, data=tani,
quantile=c(0.05,0.1,0.2,0.3,0.4,0.5,0.6,0.7,0.8,0.9,0.95),alasso=TRUE, ndraw=1500000, keep=1000,
prior=priorqr)

#print result
summary(pqbr, burnin=200)

#return bayes estimate and credible intervals
sum=summary(pqbr, burnin=200, credint=c(0.25,0.975),
quantile=c(0.05,0.1,0.2,0.3,0.4,0.5,0.6,0.7,0.8,0.9,0.95))

#print.bayes summary object
sum

#plot bayesQR

#check traceplot of all quantile
par(mfrow=c(2,2))
plot(pqbr, plottype="trace")

#check plot quantile
plot(pqbr, burnin=200, quantile=c(0.05,0.1,0.2,0.3,0.4,0.5,0.6,0.7,0.8,0.9,0.95), plottype="quantile")

#Menampilkan Plot Autocorr
Q005BETA1=pqbr[[1]]$betadraw[101:1500,1]
Q005BETA2=pqbr[[1]]$betadraw[101:1500,2]
Q005BETA3=pqbr[[1]]$betadraw[101:1500,3]
Q005BETA4=pqbr[[1]]$betadraw[101:1500,4]
Q01BETA1=pqbr[[2]]$betadraw[101:1500,1]
Q01BETA2=pqbr[[2]]$betadraw[101:1500,2]
Q01BETA3=pqbr[[2]]$betadraw[101:1500,3]
Q01BETA4=pqbr[[2]]$betadraw[101:1500,4]
Q02BETA1=pqbr[[3]]$betadraw[101:1500,1]
Q02BETA2=pqbr[[3]]$betadraw[101:1500,2]
Q02BETA3=pqbr[[3]]$betadraw[101:1500,3]
Q02BETA4=pqbr[[3]]$betadraw[101:1500,4]
Q03BETA1=pqbr[[4]]$betadraw[101:1500,1]
Q03BETA2=pqbr[[4]]$betadraw[101:1500,2]
Q03BETA3=pqbr[[4]]$betadraw[101:1500,3]
Q03BETA4=pqbr[[4]]$betadraw[101:1500,4]
Q04BETA1=pqbr[[5]]$betadraw[101:1500,1]
Q04BETA2=pqbr[[5]]$betadraw[101:1500,2]
Q04BETA3=pqbr[[5]]$betadraw[101:1500,3]
Q04BETA4=pqbr[[5]]$betadraw[101:1500,4]
Q05BETA1=pqbr[[6]]$betadraw[101:1500,1]
Q05BETA2=pqbr[[6]]$betadraw[101:1500,2]
Q05BETA3=pqbr[[6]]$betadraw[101:1500,3]
Q05BETA4=pqbr[[6]]$betadraw[101:1500,4]
Q06BETA1=pqbr[[7]]$betadraw[101:1500,1]
Q06BETA2=pqbr[[7]]$betadraw[101:1500,2]
Q06BETA3=pqbr[[7]]$betadraw[101:1500,3]
Q06BETA4=pqbr[[7]]$betadraw[101:1500,4]
```



```

heidel.diag(Q01BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q01BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q01BETA4,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q02BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q02BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q02BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q02BETA4,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q03BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q03BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q03BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q03BETA4,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q04BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q04BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q04BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q04BETA4,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q05BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q05BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q05BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q05BETA4,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q06BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q06BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q06BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q06BETA4,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q07BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q07BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q07BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q07BETA4,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q08BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q08BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q08BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q08BETA4,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q09BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q09BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q09BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q09BETA4,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q095BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q095BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q095BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)
heidel.diag(Q095BETA4,eps=0.01,pvalue=0.05)

```

#Menampilkan Rangkuman Beta

```

b1=list(mean(pqbr[[1]]$betadraw[201:1500,1]),mean(pqbr[[2]]$betadraw[201:1500,1]),mean(pqbr[[3]]$betadraw[201:1500,1]),mean(pqbr[[4]]$betadraw[201:1500,1]),mean(pqbr[[5]]$betadraw[201:1500,1]),mean(pqbr[[6]]$betadraw[201:1500,1]),mean(pqbr[[7]]$betadraw[201:1500,1]),mean(pqbr[[8]]$betadraw[201:1500,1]),mean(pqbr[[9]]$betadraw[201:1500,1]),mean(pqbr[[10]]$betadraw[201:1500,1]),mean(pqbr[[11]]$betadraw[201:1500,1]))
b2=list(mean(pqbr[[1]]$betadraw[201:1500,2]),mean(pqbr[[2]]$betadraw[201:1500,2]),mean(pqbr[[3]]$betadraw[201:1500,2]),mean(pqbr[[4]]$betadraw[201:1500,2]),mean(pqbr[[5]]$betadraw[201:1500,2]),mean(pqbr[[6]]$betadraw[201:1500,2]),mean(pqbr[[7]]$betadraw[201:1500,2]),mean(pqbr[[8]]$betadraw[201:1500,2]),mean(pqbr[[9]]$betadraw[201:1500,2]),mean(pqbr[[10]]$betadraw[201:1500,2]),mean(pqbr[[11]]$betadraw[201:1500,2]))
b3=list(mean(pqbr[[1]]$betadraw[201:1500,3]),mean(pqbr[[2]]$betadraw[201:1500,3]),mean(pqbr[[3]]$betadraw[201:1500,3]),mean(pqbr[[4]]$betadraw[201:1500,3]),mean(pqbr[[5]]$betadraw[201:1500,3]),mean(pqbr[[6]]$betadraw[201:1500,3]),mean(pqbr[[7]]$betadraw[201:1500,3]),mean(pqbr[[8]]$betadraw[201:1500,3]),mean(pqbr[[9]]$betadraw[201:1500,3]),mean(pqbr[[10]]$betadraw[201:1500,3]),mean(pqbr[[11]]$betadraw[201:1500,3]))
b4=list(mean(pqbr[[1]]$betadraw[201:1500,4]),mean(pqbr[[2]]$betadraw[201:1500,4]),mean(pqbr[[3]]$betadraw[201:1500,4]),mean(pqbr[[4]]$betadraw[201:1500,4]),mean(pqbr[[5]]$betadraw[201:1500,4]),mean(pqbr[[6]]$betadraw[201:1500,4]),mean(pqbr[[7]]$betadraw[201:1500,4]),mean(pqbr[[8]]$betadraw[201:1500,4]),mean(pqbr[[9]]$betadraw[201:1500,4]),mean(pqbr[[10]]$betadraw[201:1500,4]),mean(pqbr[[11]]$betadraw[201:1500,4]))
l=list(list(beta1=b1,beta2=b2,beta3=b3,beta4=b4))
l=melt(l)
b=l[1]
b

```



```
#Menghitung Varians
```

```
it=1300
```

```
mseb0051=(sum(((pqbr[[1]]$betadraw[201:1500,1])-(mean(pqbr[[1]]$betadraw[201:1500,1]))^2))/it
mseb0052=(sum(((pqbr[[1]]$betadraw[201:1500,2])-(mean(pqbr[[1]]$betadraw[201:1500,2]))^2))/it
mseb0053=(sum(((pqbr[[1]]$betadraw[201:1500,3])-(mean(pqbr[[1]]$betadraw[201:1500,3]))^2))/it
mseb0054=(sum(((pqbr[[1]]$betadraw[201:1500,4])-(mean(pqbr[[1]]$betadraw[201:1500,4]))^2))/it
mseb011=(sum(((pqbr[[2]]$betadraw[201:1500,1])-(mean(pqbr[[2]]$betadraw[201:1500,1]))^2))/it
mseb012=(sum(((pqbr[[2]]$betadraw[201:1500,2])-(mean(pqbr[[2]]$betadraw[201:1500,2]))^2))/it
mseb013=(sum(((pqbr[[2]]$betadraw[201:1500,3])-(mean(pqbr[[2]]$betadraw[201:1500,3]))^2))/it
mseb014=(sum(((pqbr[[2]]$betadraw[201:1500,4])-(mean(pqbr[[2]]$betadraw[201:1500,4]))^2))/it
mseb021=(sum(((pqbr[[3]]$betadraw[201:1500,1])-(mean(pqbr[[3]]$betadraw[201:1500,1]))^2))/it
mseb022=(sum(((pqbr[[3]]$betadraw[201:1500,2])-(mean(pqbr[[3]]$betadraw[201:1500,2]))^2))/it
mseb023=(sum(((pqbr[[3]]$betadraw[201:1500,3])-(mean(pqbr[[3]]$betadraw[201:1500,3]))^2))/it
mseb024=(sum(((pqbr[[3]]$betadraw[201:1500,4])-(mean(pqbr[[3]]$betadraw[201:1500,4]))^2))/it
mseb031=(sum(((pqbr[[4]]$betadraw[201:1500,1])-(mean(pqbr[[4]]$betadraw[201:1500,1]))^2))/it
mseb032=(sum(((pqbr[[4]]$betadraw[201:1500,2])-(mean(pqbr[[4]]$betadraw[201:1500,2]))^2))/it
mseb033=(sum(((pqbr[[4]]$betadraw[201:1500,3])-(mean(pqbr[[4]]$betadraw[201:1500,3]))^2))/it
mseb034=(sum(((pqbr[[4]]$betadraw[201:1500,4])-(mean(pqbr[[4]]$betadraw[201:1500,4]))^2))/it
mseb041=(sum(((pqbr[[5]]$betadraw[201:1500,1])-(mean(pqbr[[5]]$betadraw[201:1500,1]))^2))/it
mseb042=(sum(((pqbr[[5]]$betadraw[201:1500,2])-(mean(pqbr[[5]]$betadraw[201:1500,2]))^2))/it
mseb043=(sum(((pqbr[[5]]$betadraw[201:1500,3])-(mean(pqbr[[5]]$betadraw[201:1500,3]))^2))/it
mseb044=(sum(((pqbr[[5]]$betadraw[201:1500,4])-(mean(pqbr[[5]]$betadraw[201:1500,4]))^2))/it
mseb051=(sum(((pqbr[[6]]$betadraw[201:1500,1])-(mean(pqbr[[6]]$betadraw[201:1500,1]))^2))/it
mseb052=(sum(((pqbr[[6]]$betadraw[201:1500,2])-(mean(pqbr[[6]]$betadraw[201:1500,2]))^2))/it
mseb053=(sum(((pqbr[[6]]$betadraw[201:1500,3])-(mean(pqbr[[6]]$betadraw[201:1500,3]))^2))/it
mseb054=(sum(((pqbr[[6]]$betadraw[201:1500,4])-(mean(pqbr[[6]]$betadraw[201:1500,4]))^2))/it
mseb061=(sum(((pqbr[[7]]$betadraw[201:1500,1])-(mean(pqbr[[7]]$betadraw[201:1500,1]))^2))/it
mseb062=(sum(((pqbr[[7]]$betadraw[201:1500,2])-(mean(pqbr[[7]]$betadraw[201:1500,2]))^2))/it
mseb063=(sum(((pqbr[[7]]$betadraw[201:1500,3])-(mean(pqbr[[7]]$betadraw[201:1500,3]))^2))/it
mseb064=(sum(((pqbr[[7]]$betadraw[201:1500,4])-(mean(pqbr[[7]]$betadraw[201:1500,4]))^2))/it
mseb071=(sum(((pqbr[[8]]$betadraw[201:1500,1])-(mean(pqbr[[8]]$betadraw[201:1500,1]))^2))/it
mseb072=(sum(((pqbr[[8]]$betadraw[201:1500,2])-(mean(pqbr[[8]]$betadraw[201:1500,2]))^2))/it
mseb073=(sum(((pqbr[[8]]$betadraw[201:1500,3])-(mean(pqbr[[8]]$betadraw[201:1500,3]))^2))/it
mseb074=(sum(((pqbr[[8]]$betadraw[201:1500,4])-(mean(pqbr[[8]]$betadraw[201:1500,4]))^2))/it
mseb081=(sum(((pqbr[[9]]$betadraw[201:1500,1])-(mean(pqbr[[9]]$betadraw[201:1500,1]))^2))/it
mseb082=(sum(((pqbr[[9]]$betadraw[201:1500,2])-(mean(pqbr[[9]]$betadraw[201:1500,2]))^2))/it
mseb083=(sum(((pqbr[[9]]$betadraw[201:1500,3])-(mean(pqbr[[9]]$betadraw[201:1500,3]))^2))/it
mseb084=(sum(((pqbr[[9]]$betadraw[201:1500,4])-(mean(pqbr[[9]]$betadraw[201:1500,4]))^2))/it
mseb091=(sum(((pqbr[[10]]$betadraw[201:1500,1])-(mean(pqbr[[10]]$betadraw[201:1500,1]))^2))/it
mseb092=(sum(((pqbr[[10]]$betadraw[201:1500,2])-(mean(pqbr[[10]]$betadraw[201:1500,2]))^2))/it
mseb093=(sum(((pqbr[[10]]$betadraw[201:1500,3])-(mean(pqbr[[10]]$betadraw[201:1500,3]))^2))/it
mseb094=(sum(((pqbr[[10]]$betadraw[201:1500,4])-(mean(pqbr[[10]]$betadraw[201:1500,4]))^2))/it
mseb0951=(sum(((pqbr[[11]]$betadraw[201:1500,1])-(mean(pqbr[[11]]$betadraw[201:1500,1]))^2))/it
mseb0952=(sum(((pqbr[[11]]$betadraw[201:1500,2])-(mean(pqbr[[11]]$betadraw[201:1500,2]))^2))/it
mseb0953=(sum(((pqbr[[11]]$betadraw[201:1500,3])-(mean(pqbr[[11]]$betadraw[201:1500,3]))^2))/it
mseb0954=(sum(((pqbr[[11]]$betadraw[201:1500,4])-(mean(pqbr[[11]]$betadraw[201:1500,4]))^2))/it
mseb=list(mseb0051, mseb0052, mseb0053, mseb0054, mseb011, mseb012, mseb013, mseb014,
mseb021, mseb022, mseb023, mseb024, mseb031, mseb032, mseb033, mseb034, mseb041, mseb042,
mseb043, mseb044, mseb051, mseb052, mseb053, mseb054, mseb061, mseb062, mseb063, mseb064,
mseb071, mseb072, mseb073, mseb074, mseb081, mseb082, mseb083, mseb084, mseb091, mseb092,
mseb093, mseb094, mseb0951, mseb0952, mseb0953, mseb0954)
msebeta=melt(mseb)
msebeta=msebeta[1]
msebeta
```

```
#Menampilkan Tau Hat
```

```
n=1460
```

```
y=tani$lnupah
```

```
x1=tani$edu
```

```
x2=tani$exp
```

```
x3=tani$exp2
```

```
yhat005=(mean(pqbr[[1]]$betadraw[201:1500,1]))+(mean(pqbr[[1]]$betadraw[201:1500,2])*x1)+(mean(pqbr[[1]]$betadraw[201:1500,3])*x2)+(mean(pqbr[[1]]$betadraw[201:1500,4])*x3)
```

```
tauhat005=sum(ifelse(y<=yhat005,yes=1,no=0))/n
```

```
yhat01=(mean(pqbr[[2]]$betadraw[201:1500,1]))+(mean(pqbr[[2]]$betadraw[201:1500,2])*x1)+(mean(pqbr[[2]]$betadraw[201:1500,3])*x2)+(mean(pqbr[[2]]$betadraw[201:1500,4])*x3)
```

```
tauhat01=sum(ifelse(y<=yhat01,yes=1,no=0))/n
```



```

yhat02=(mean(pqbr[[3]]$betadraw[201:1500,1]))+(mean(pqbr[[3]]$betadraw[201:1500,2])*x1)+(mean(p
qbr[[3]]$betadraw[201:1500,3])*x2)+(mean(pqbr[[3]]$betadraw[201:1500,4])*x3)
tauhat02=sum(ifelse(y<=yhat02,yes=1,no=0))/n
yhat03=(mean(pqbr[[4]]$betadraw[201:1500,1]))+(mean(pqbr[[4]]$betadraw[201:1500,2])*x1)+(mean(p
qbr[[4]]$betadraw[201:1500,3])*x2)+(mean(pqbr[[4]]$betadraw[201:1500,4])*x3)
tauhat03=sum(ifelse(y<=yhat03,yes=1,no=0))/n
yhat04=(mean(pqbr[[5]]$betadraw[201:1500,1]))+(mean(pqbr[[5]]$betadraw[201:1500,2])*x1)+(mean(p
qbr[[5]]$betadraw[201:1500,3])*x2)+(mean(pqbr[[5]]$betadraw[201:1500,4])*x3)
tauhat04=sum(ifelse(y<=yhat04,yes=1,no=0))/n
yhat05=(mean(pqbr[[6]]$betadraw[201:1500,1]))+(mean(pqbr[[6]]$betadraw[201:1500,2])*x1)+(mean(p
qbr[[6]]$betadraw[201:1500,3])*x2)+(mean(pqbr[[6]]$betadraw[201:1500,4])*x3)
tauhat05=sum(ifelse(y<=yhat05,yes=1,no=0))/n
yhat06=(mean(pqbr[[7]]$betadraw[201:1500,1]))+(mean(pqbr[[7]]$betadraw[201:1500,2])*x1)+(mean(p
qbr[[7]]$betadraw[201:1500,3])*x2)+(mean(pqbr[[7]]$betadraw[201:1500,4])*x3)
tauhat06=sum(ifelse(y<=yhat06,yes=1,no=0))/n
yhat07=(mean(pqbr[[8]]$betadraw[201:1500,1]))+(mean(pqbr[[8]]$betadraw[201:1500,2])*x1)+(mean(p
qbr[[8]]$betadraw[201:1500,3])*x2)+(mean(pqbr[[8]]$betadraw[201:1500,4])*x3)
tauhat07=sum(ifelse(y<=yhat07,yes=1,no=0))/n
yhat08=(mean(pqbr[[9]]$betadraw[201:1500,1]))+(mean(pqbr[[9]]$betadraw[201:1500,2])*x1)+(mean(p
qbr[[9]]$betadraw[201:1500,3])*x2)+(mean(pqbr[[9]]$betadraw[201:1500,4])*x3)
tauhat08=sum(ifelse(y<=yhat08,yes=1,no=0))/n
yhat09=(mean(pqbr[[10]]$betadraw[201:1500,1]))+(mean(pqbr[[10]]$betadraw[201:1500,2])*x1)+(mean
(pqbr[[10]]$betadraw[201:1500,3])*x2)+(mean(pqbr[[10]]$betadraw[201:1500,4])*x3)
tauhat09=sum(ifelse(y<=yhat09,yes=1,no=0))/n
yhat095=(mean(pqbr[[11]]$betadraw[201:1500,1]))+(mean(pqbr[[11]]$betadraw[201:1500,2])*x1)+(mea
n(pqbr[[11]]$betadraw[201:1500,3])*x2)+(mean(pqbr[[11]]$betadraw[201:1500,4])*x3)
tauhat095=sum(ifelse(y<=yhat095,yes=1,no=0))/n
tauhat=list(tauhat005,tauhat01,tauhat02,tauhat03,tauhat04,tauhat05,tauhat06,tauhat07,tauhat08,tauhat09,t
auhat095)
tau=matrix(tauhat,nrow=11,ncol=1,byrow=TRUE,
dimnames=list(c("kuantil005","kuantil01","kuantil02","kuantil03","kuantil04","kuantil05","kuantil06","k
uantil07","kuantil08","kuantil09","kuantil095"),c("tau_hat")))
tau

```

#Mengekspor Yhat

```

yhattanibalqr=list(yhat_0.05=yhat005,yhat_0.1=yhat01,yhat_0.2=yhat02,yhat_0.3=yhat03,yhat_0.4=yhat
04,yhat_0.5=yhat05,yhat_0.6=yhat06,yhat_0.7=yhat07,yhat_0.8=yhat08,yhat_0.9=yhat09,yhat_0.95=yhat
095)
write.csv(yhattanibalqr,"d://outputtesis/tani/yhattanibalqr.csv")

```

#Membuat Garis Regresi

```

plot(x1,y,main="",cex=.6,xlab="x1",ylim=c(6,11.5))
sum=summary(pqbr,burnin=200)
for (i in 1:length(sum)) {abline(a=sum[[i]]$betadraw[1,1],b=sum[[i]]$betadraw[2,1],lty=i,col=i)}
legend(x=0.25,y=11.5,legend=c(0.05,1,2,5,95),lty=c(1,2,3,6,11),lwd=c(1,1,1,1,1),col=c(1,2,3,6,11),title
="quantile")

```

#Menampilkan Plot Beta

```

par(mfrow=c(2,2))
plot(pqbr,burnin=200,quantile=c(0.05,0.1,0.2,0.3,0.4,0.5,0.6,0.7,0.8,0.9,0.95),plottype="quantile")

```

2. BQR

Syntax BQR sama dengan BALQR dengan merubah alasso=TRUE menjadi alasso=FALSE

Lampiran 2.2 Syntax untuk Metode QR

#Reg Kuantil Tani

```

k1=rq(lnupah~edu+exp+exp2, data=tani, tau=c(0.05,0.1,0.2,0.3,0.4,0.5,0.6,0.7,0.8,0.9,0.95))
summary(k1,se="nid")

```

#menampilkan rangkuman beta

```
k1
```

#Reg Kuantil Jasa

```

k1=rq(lnupah~edu+exp+exp2, data=tani, tau=c(0.05,0.1,0.2,0.3,0.4,0.5,0.6,0.7,0.8,0.9,0.95))
summary(k1,se="iid")

```



```
#menampilkan rangkuman beta  
k1
```

```
#menghitung tau bintang  
n=1460
```

```
y=tani$lnupahjam
```

```
x1=tani$edu
```

```
x2=tani$exp
```

```
x3=tani$exp2
```

```
qryhat005=k1$coefficient[1,1]+(k1$coefficient[2,1]*x1)+(k1$coefficient[3,1]*x2)+(k1$coefficient[4,1]*x3)
```

```
qrtauhat005=sum(ifelse(y<=qryhat005,yes=1,no=0))/n
```

```
qryhat01=k1$coefficient[1,2]+(k1$coefficient[2,2]*x1)+(k1$coefficient[3,2]*x2)+(k1$coefficient[4,2]*x3)
```

```
qrtauhat01=sum(ifelse(y<=qryhat01,yes=1,no=0))/n
```

```
qryhat02=k1$coefficient[1,3]+(k1$coefficient[2,3]*x1)+(k1$coefficient[3,3]*x2)+(k1$coefficient[4,3]*x3)
```

```
qrtauhat02=sum(ifelse(y<=qryhat02,yes=1,no=0))/n
```

```
qryhat03=k1$coefficient[1,4]+(k1$coefficient[2,4]*x1)+(k1$coefficient[3,4]*x2)+(k1$coefficient[4,4]*x3)
```

```
qrtauhat03=sum(ifelse(y<=qryhat03,yes=1,no=0))/n
```

```
qryhat04=k1$coefficient[1,5]+(k1$coefficient[2,5]*x1)+(k1$coefficient[3,5]*x2)+(k1$coefficient[4,5]*x3)
```

```
qrtauhat04=sum(ifelse(y<=qryhat04,yes=1,no=0))/n
```

```
qryhat05=k1$coefficient[1,6]+(k1$coefficient[2,6]*x1)+(k1$coefficient[3,6]*x2)+(k1$coefficient[4,6]*x3)
```

```
qrtauhat05=sum(ifelse(y<=qryhat05,yes=1,no=0))/n
```

```
qryhat06=k1$coefficient[1,7]+(k1$coefficient[2,7]*x1)+(k1$coefficient[3,7]*x2)+(k1$coefficient[4,7]*x3)
```

```
qrtauhat06=sum(ifelse(y<=qryhat06,yes=1,no=0))/n
```

```
qryhat07=k1$coefficient[1,8]+(k1$coefficient[2,8]*x1)+(k1$coefficient[3,8]*x2)+(k1$coefficient[4,8]*x3)
```

```
qrtauhat07=sum(ifelse(y<=qryhat07,yes=1,no=0))/n
```

```
qryhat08=k1$coefficient[1,9]+(k1$coefficient[2,9]*x1)+(k1$coefficient[3,9]*x2)+(k1$coefficient[4,9]*x3)
```

```
qrtauhat08=sum(ifelse(y<=qryhat08,yes=1,no=0))/n
```

```
qryhat09=k1$coefficient[1,10]+(k1$coefficient[2,10]*x1)+(k1$coefficient[3,10]*x2)+(k1$coefficient[4,10]*x3)
```

```
qrtauhat09=sum(ifelse(y<=qryhat09,yes=1,no=0))/n
```

```
qryhat095=k1$coefficient[1,11]+(k1$coefficient[2,11]*x1)+(k1$coefficient[3,11]*x2)+(k1$coefficient[4,11]*x3)
```

```
qrtauhat095=sum(ifelse(y<=qryhat095,yes=1,no=0))/n
```

```
qrtauhat=list(qrtauhat005,qrtauhat01,qrtauhat02,qrtauhat03,qrtauhat04,qrtauhat05,qrtauhat06,qrtauhat07,qrtauhat08,qrtauhat09,qrtauhat095)
```

```
qrtau=matrix(qrtauhat,nrow=11,ncol=1,byrow=TRUE,  
dimnames=list(c("kuantil005","kuantil01","kuantil02","kuantil03","kuantil04","kuantil05","kuantil06","kuantil07","kuantil08","kuantil09","kuantil095"),c("qrtau_hat")))
```

```
qrtau
```

```
#mengeksplor yhat
```

```
yhatjasaqr=list(yhat_0.05=qryhat005,yhat_0.1=qryhat01,yhat_0.2=qryhat02,yhat_0.3=qryhat03,yhat_0.4
```

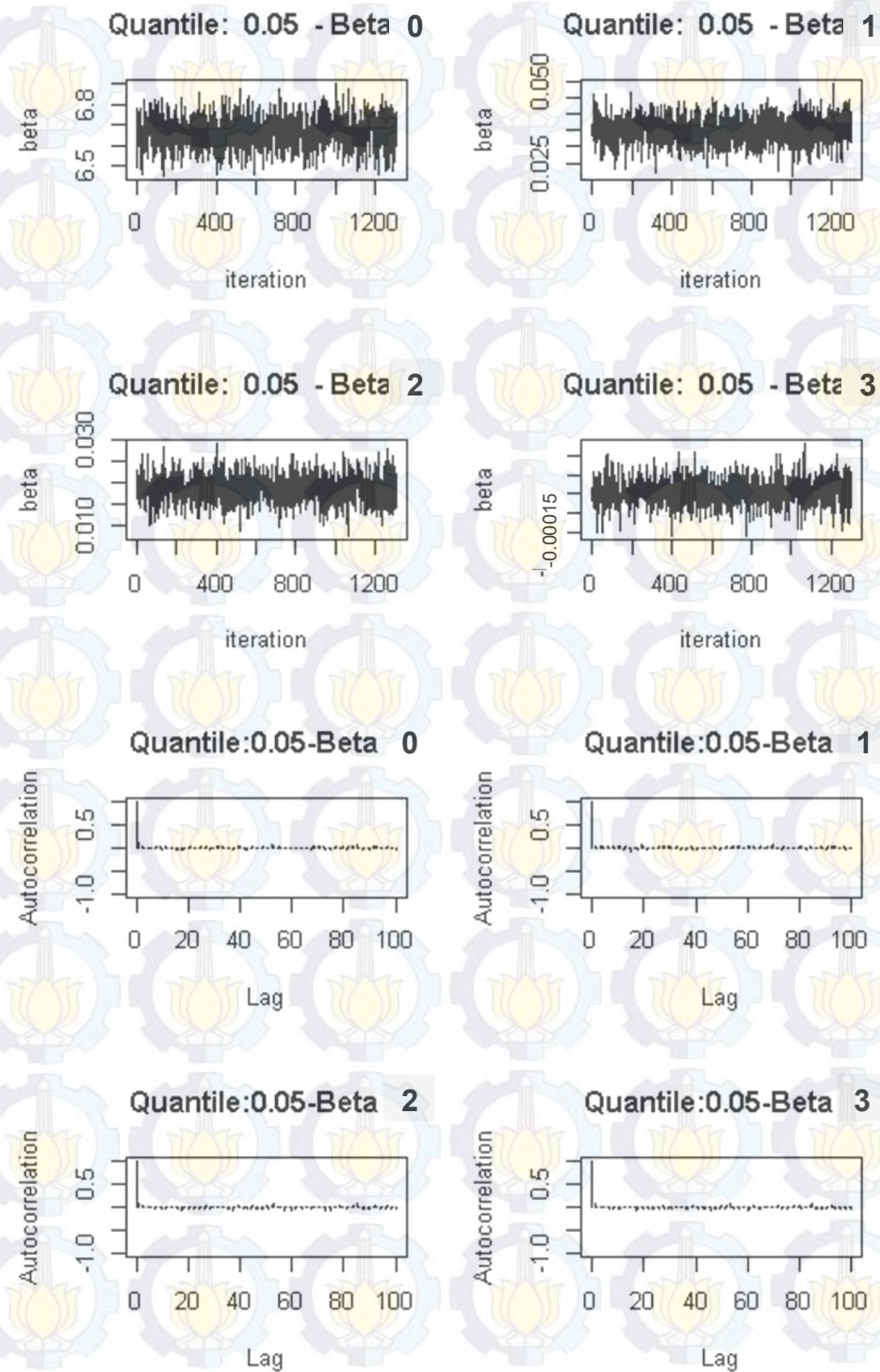
```
=qryhat04,yhat_0.5=qryhat05,yhat_0.6=qryhat06,yhat_0.7=qryhat07,yhat_0.8=qryhat08,yhat_0.9=qryhat
```

```
09,yhat_0.95=qryhat095)
```

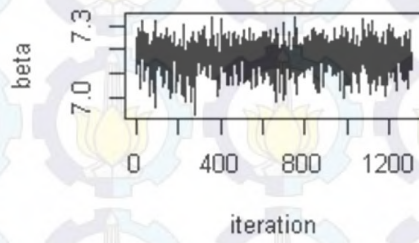
```
write.csv(yhatjasaqr,"d://yhattaniqr.csv")
```


Lampiran 3. Output Sektor Pertanian

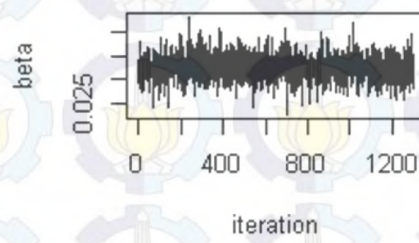
Lampiran 3.1 Trace MCMC dan Plot Autokorelasi untuk Metode BALQR



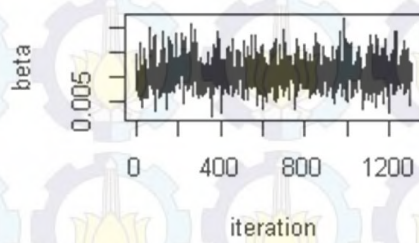
Quantile: 0.1 - Beta 0



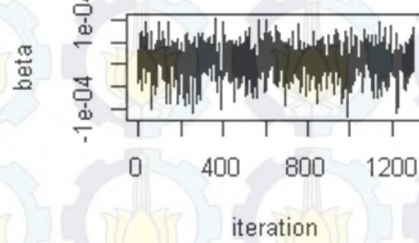
Quantile: 0.1 - Beta 1



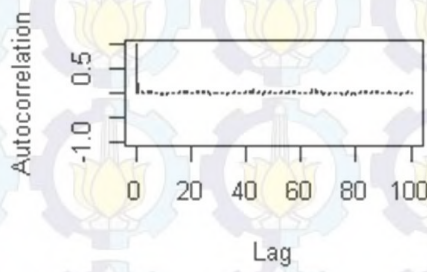
Quantile: 0.1 - Beta 2



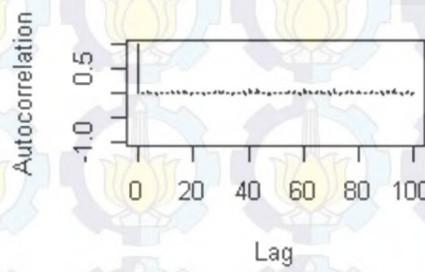
Quantile: 0.1 - Beta 3



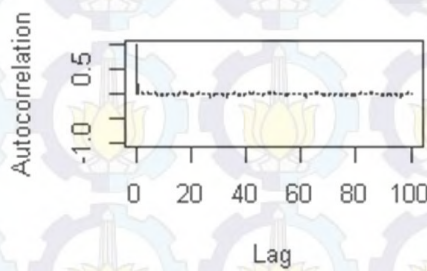
Quantile:0.1-Beta 0



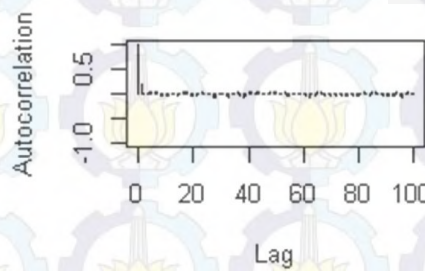
Quantile:0.1-Beta 1



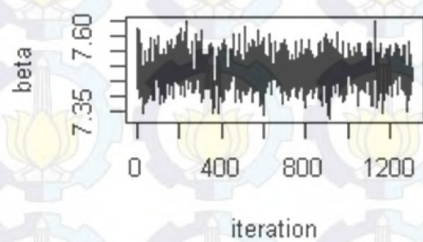
Quantile:0.1-Beta 2



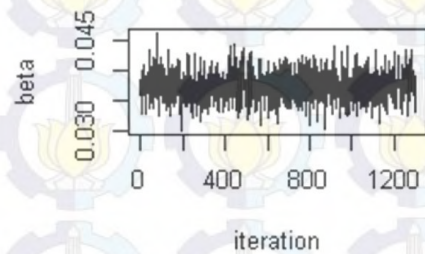
Quantile:0.1-Beta 3



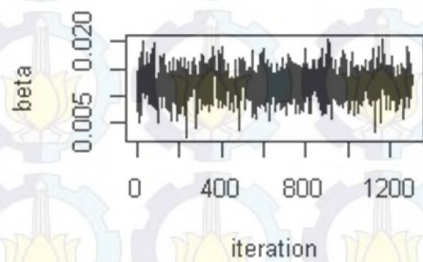
Quantile: 0.2 - Beta 0



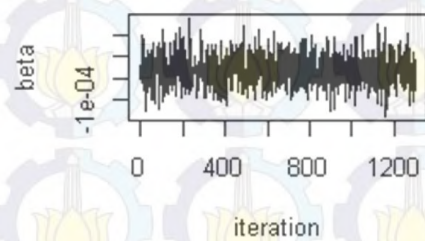
Quantile: 0.2 - Beta 1



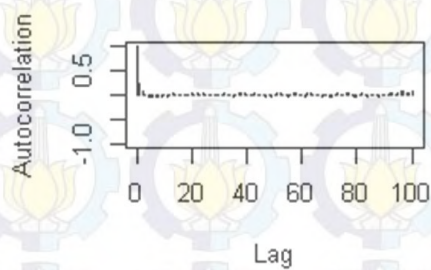
Quantile: 0.2 - Beta 2



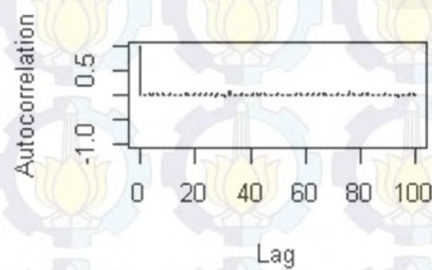
Quantile: 0.2 - Beta 3



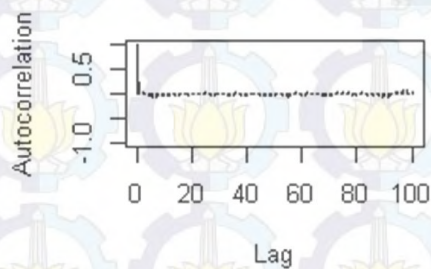
Quantile:0.2-Beta 0



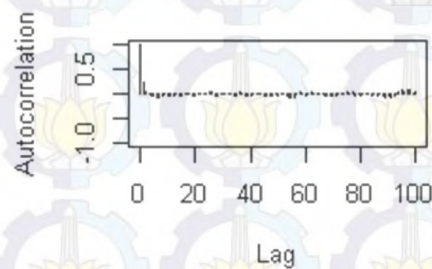
Quantile:0.2-Beta 1



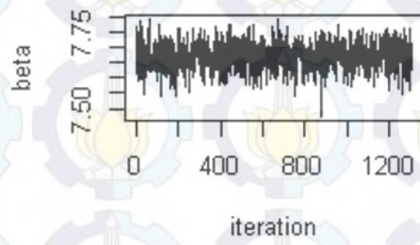
Quantile:0.2-Beta 2



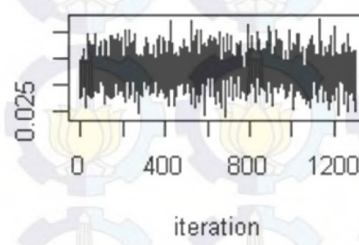
Quantile:0.2-Beta 3



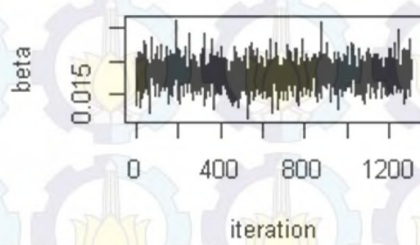
Quantile: 0.3 - Beta 0



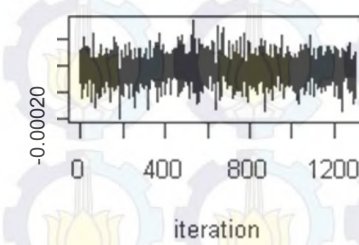
Quantile: 0.3 - Beta 1



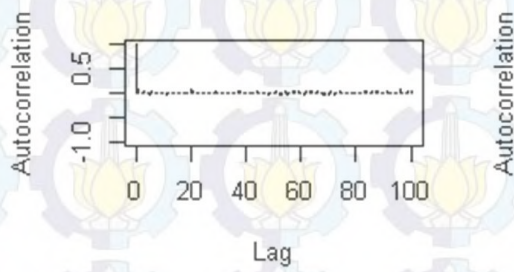
Quantile: 0.3 - Beta 2



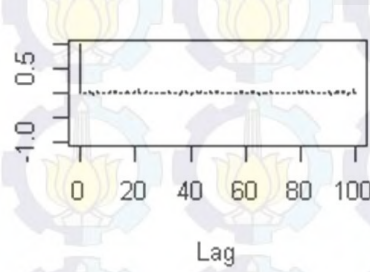
Quantile: 0.3 - Beta 3



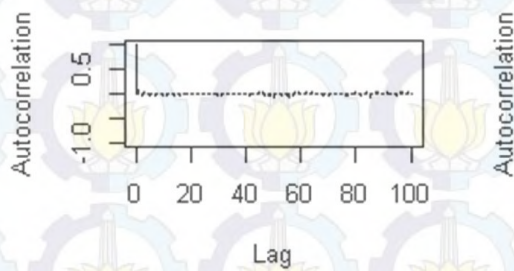
Quantile:0.3-Beta 0



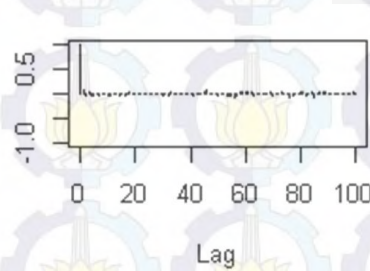
Quantile:0.3-Beta 1



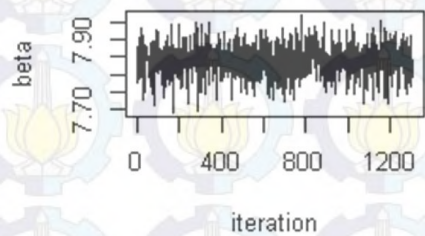
Quantile:0.3-Beta 2



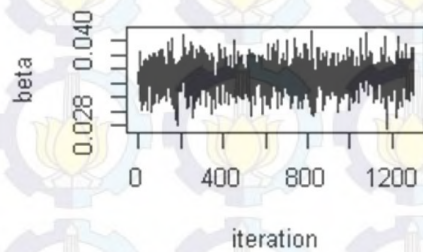
Quantile:0.3-Beta 3



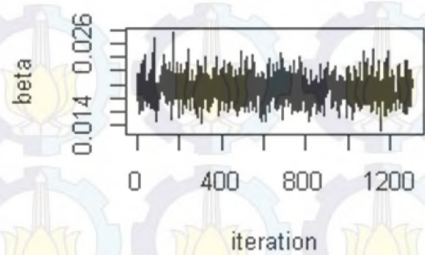
Quantile: 0.4 - Beta 0



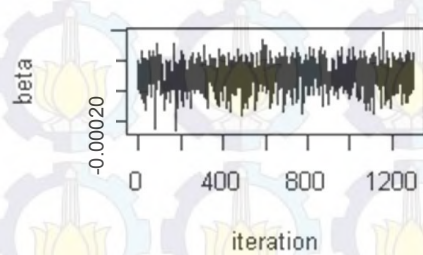
Quantile: 0.4 - Beta 1



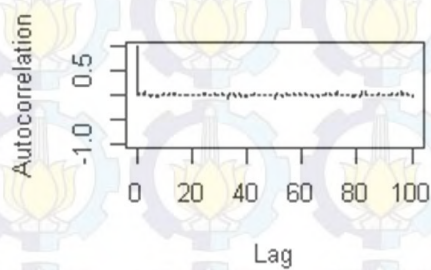
Quantile: 0.4 - Beta 2



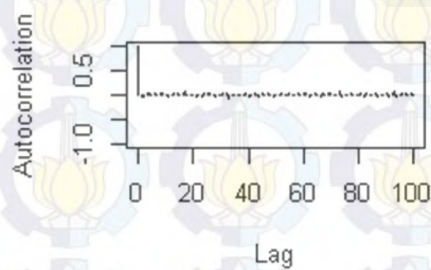
Quantile: 0.4 - Beta 3



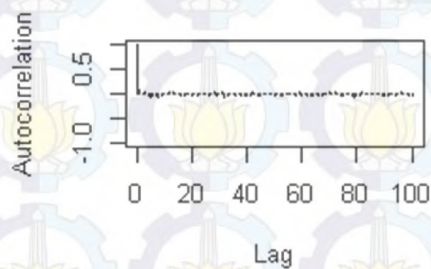
Quantile:0.4-Beta 0



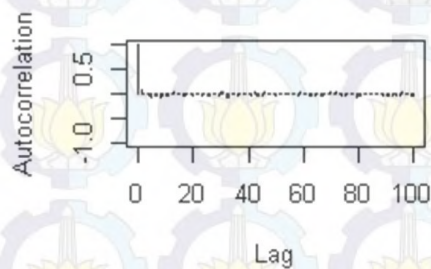
Quantile:0.4-Beta 1

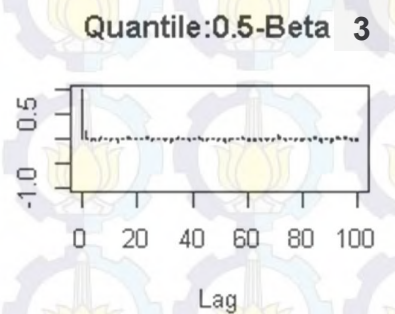
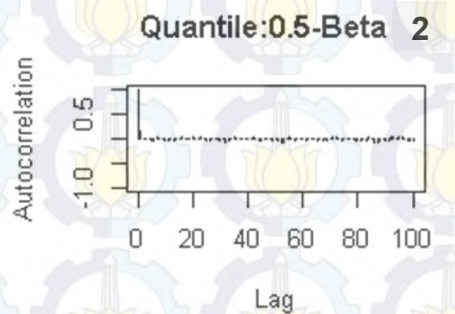
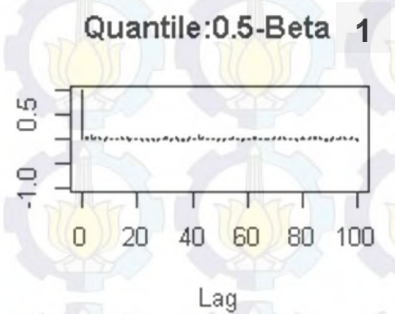
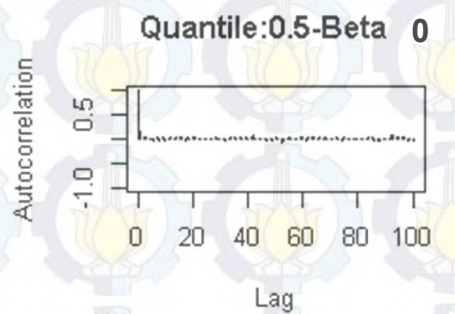
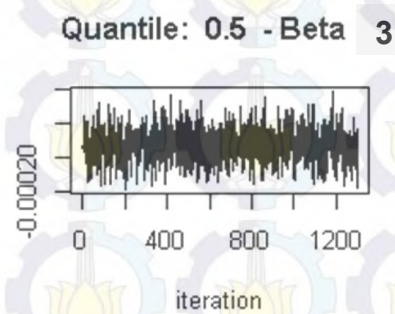
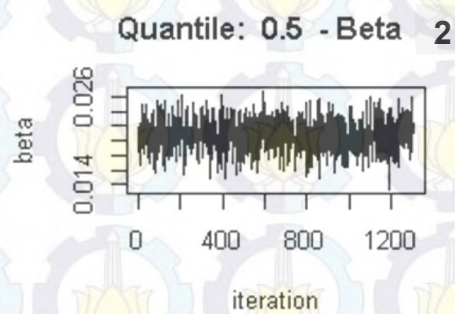
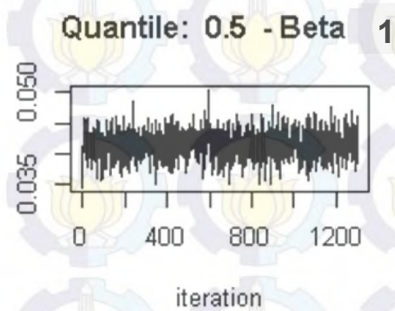
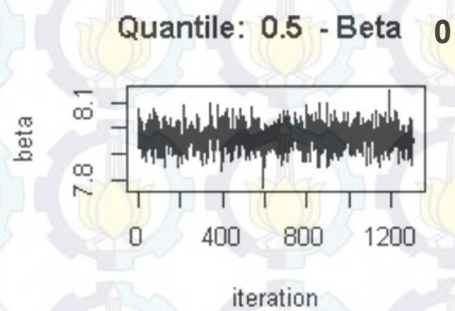


Quantile:0.4-Beta 2

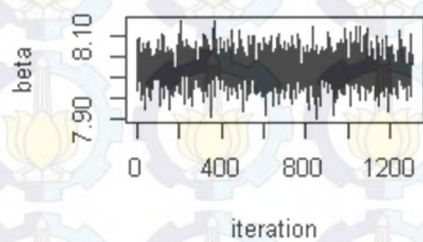


Quantile:0.4-Beta 3

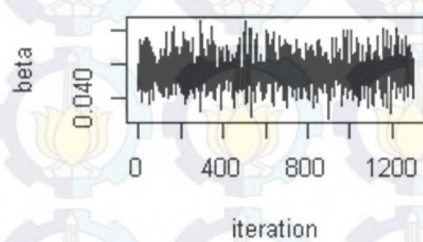




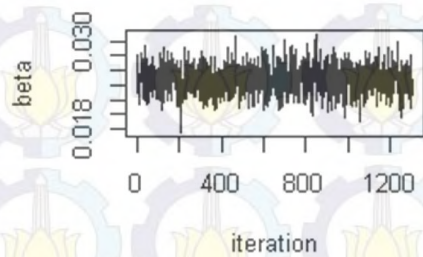
Quantile: 0.6 - Beta 0



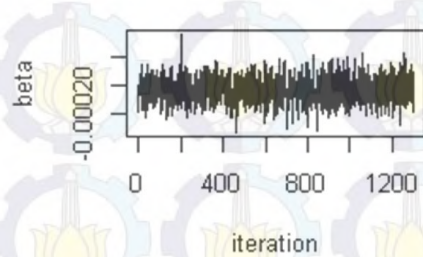
Quantile: 0.6 - Beta 1



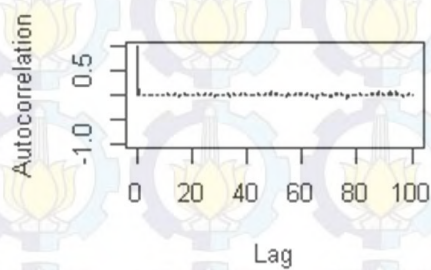
Quantile: 0.6 - Beta 2



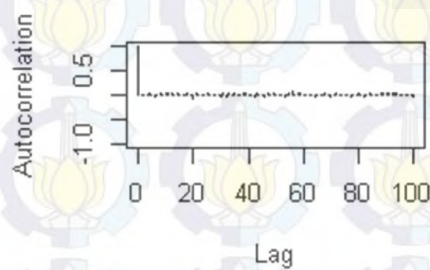
Quantile: 0.6 - Beta 3



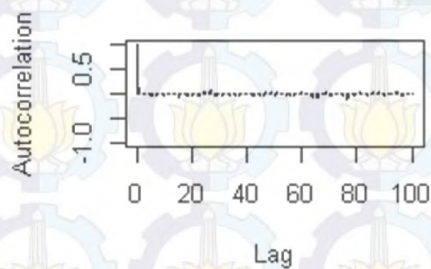
Quantile:0.6-Beta 0



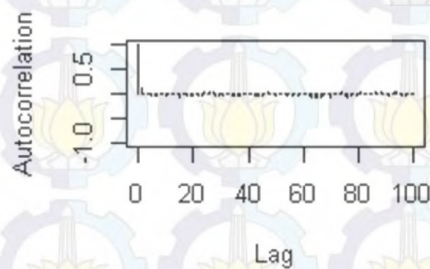
Quantile:0.6-Beta 1



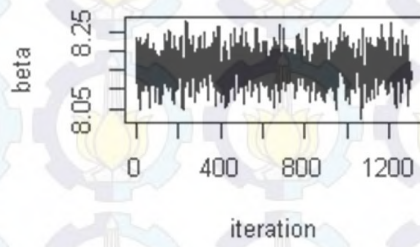
Quantile:0.6-Beta 2



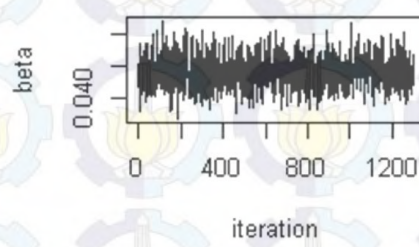
Quantile:0.6-Beta 3



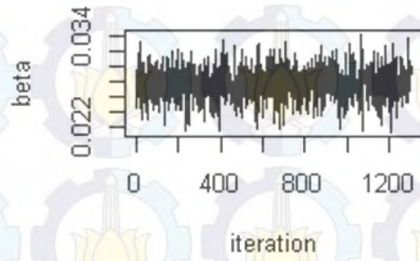
Quantile: 0.7 - Beta 0



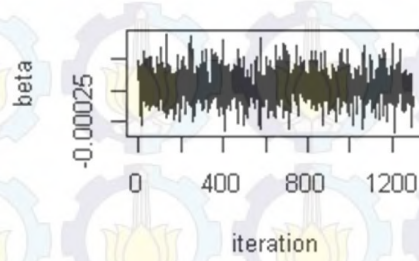
Quantile: 0.7 - Beta 1



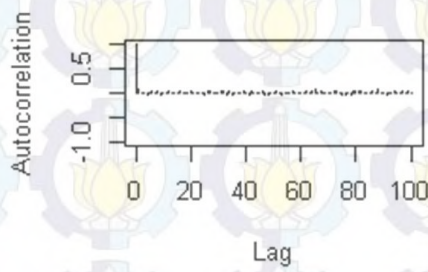
Quantile: 0.7 - Beta 2



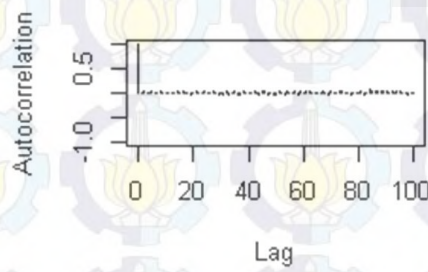
Quantile: 0.7 - Beta 3



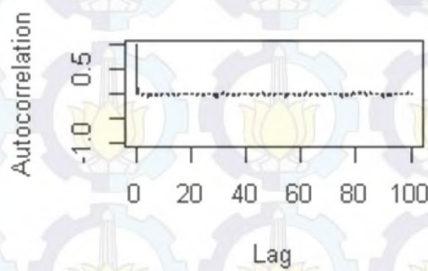
Quantile:0.7-Beta 0



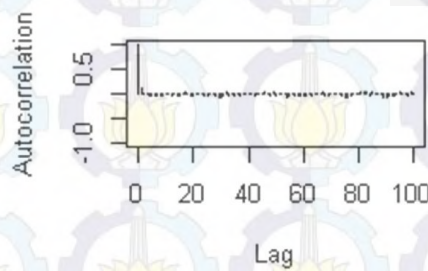
Quantile:0.7-Beta 1



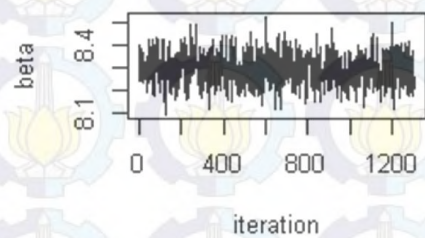
Quantile:0.7-Beta 2



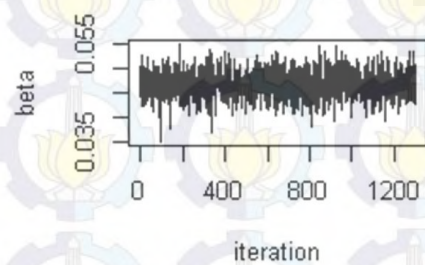
Quantile:0.7-Beta 3



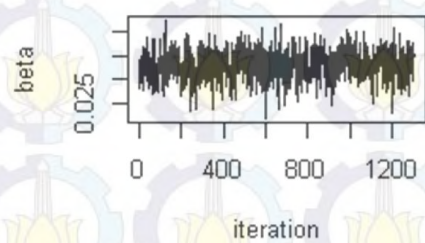
Quantile: 0.8 - Beta 0



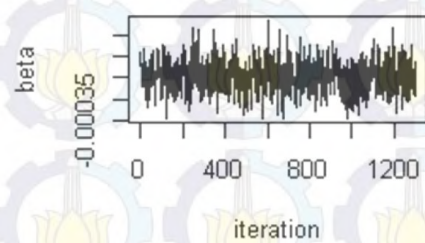
Quantile: 0.8 - Beta 1



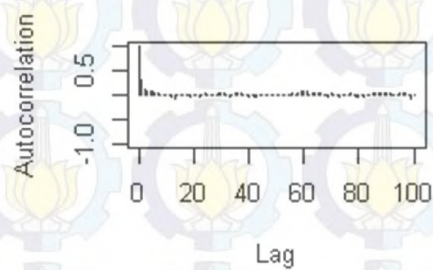
Quantile: 0.8 - Beta 2



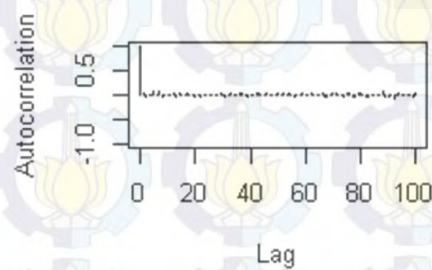
Quantile: 0.8 - Beta 3



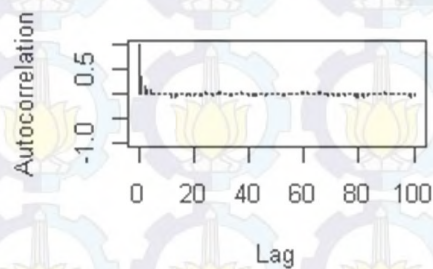
Quantile:0.8-Beta 0



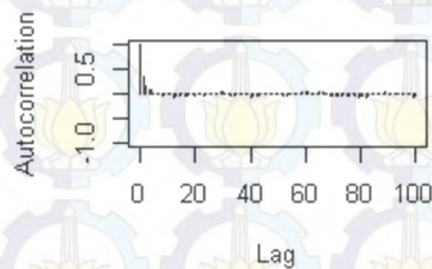
Quantile:0.8-Beta 1



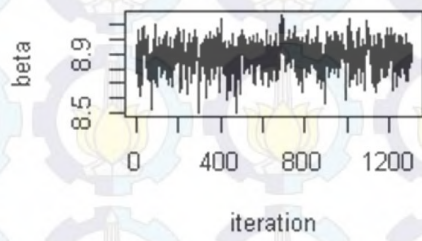
Quantile:0.8-Beta 2



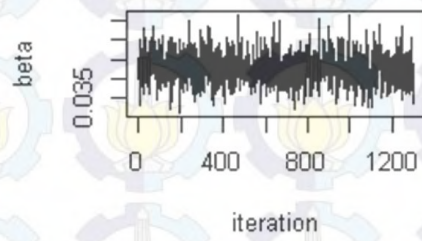
Quantile:0.8-Beta 3



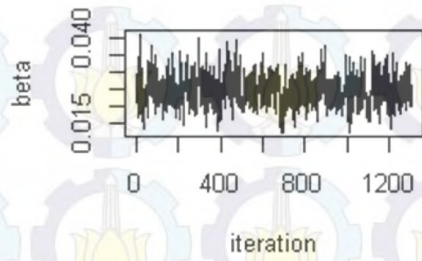
Quantile: 0.9 - Beta 0



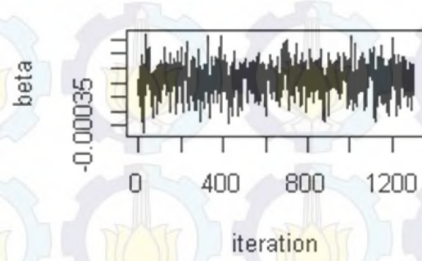
Quantile: 0.9 - Beta 1



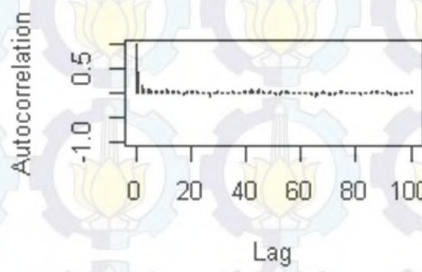
Quantile: 0.9 - Beta 2



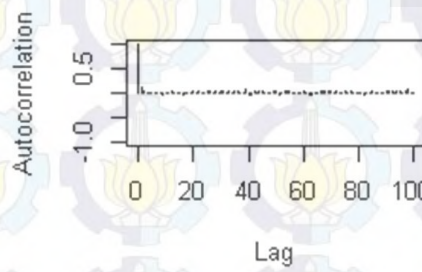
Quantile: 0.9 - Beta 3



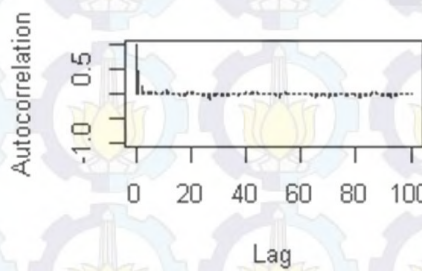
Quantile:0.9-Beta 0



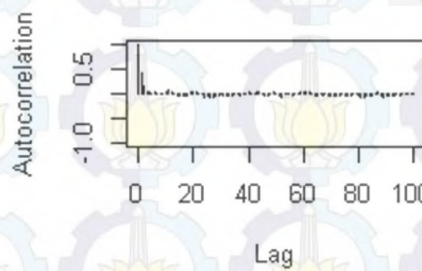
Quantile:0.9-Beta 1



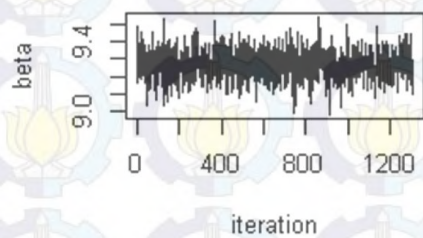
Quantile:0.9-Beta 2



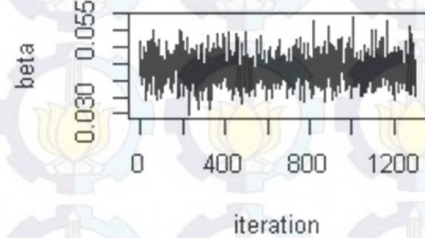
Quantile:0.9-Beta 3



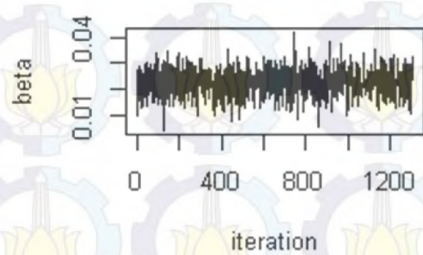
Quantile: 0.95 - Beta 0



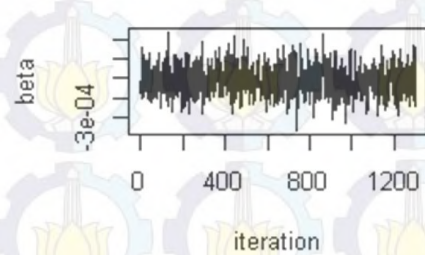
Quantile: 0.95 - Beta 1



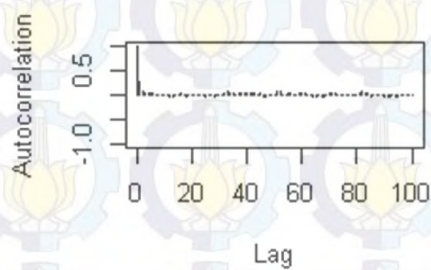
Quantile: 0.95 - Beta 2



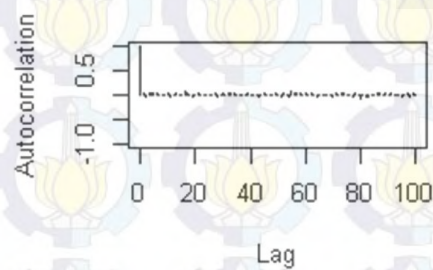
Quantile: 0.95 - Beta 3



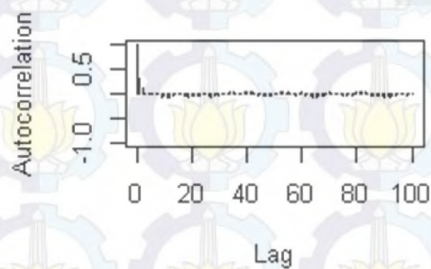
Quantile:0.95-Beta 0



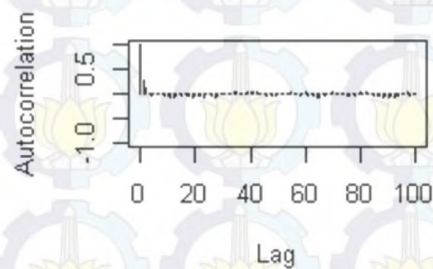
Quantile:0.95-Beta 1



Quantile:0.95-Beta 2



Quantile:0.95-Beta 3



Lampiran 3.2 Test Konvergensi Heidel untuk Metode BALQR

heidel.diag(Q005BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.393

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	6.66	0.00451

heidel.diag(Q005BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.327

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	0.0353	0.000216

heidel.diag(Q005BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.354

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	0.0187	0.000185

heidel.diag(Q005BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.394

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	failed	-4.25e-05	1.96e-06

heidel.diag(Q01BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.351

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	7.17	0.00388

heidel.diag(Q01BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.318

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	0.0324	0.000147

heidel.diag(Q01BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.324

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	failed	0.0108	0.000191

heidel.diag(Q01BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.182

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	failed	9.16e-06	2.19e-06

heidel.diag(Q02BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.282

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	7.48	0.00341

heidel.diag(Q02BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.245

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	0.0373	0.000123

heidel.diag(Q02BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.605

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	failed	0.0124	0.000184

heidel.diag(Q02BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.554

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	failed	-3.12e-05	2.21e-06

heidel.diag(Q03BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.509

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	7.67	0.0025

heidel.diag(Q03BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.331

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	0.033	0.000159

heide1.diag(Q03BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.395

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.0181	0.000121

heide1.diag(Q03BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.252

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	failed -0.000107	1.51e-06

heide1.diag(Q04BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.712

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 7.84	0.00239

heide1.diag(Q04BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.291

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.0348	0.000101

heide1.diag(Q04BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 421	0.154

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.0192	9.6e-05

heide1.diag(Q04BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 421	0.132

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	failed -0.000123	1.26e-06

heide1.diag(Q05BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.654

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 7.97	0.00274

heide1.diag(Q05BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.957

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.0415	0.00013

heide1.diag(Q05BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.464

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.0207	0.000125

heide1.diag(Q05BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.473

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	failed -0.000131	1.46e-06

heide1.diag(Q06BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.286

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 8.02	0.0023

heide1.diag(Q06BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.696

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.044	0.000124

heide1.diag(Q06BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.246

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.0247	0.000112

heide1.diag(Q06BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.428

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed -0.000157	1.33e-06

heide1.diag(Q07BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.613

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 8.16	0.00231

heide1.diag(Q07BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.735

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.0441	0.000126

heide1.diag(Q07BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.885

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	0.0277 0.000109

heide1.diag(Q07BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.613

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	-0.000192 1.46e-06

heide1.diag(Q08BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	281	0.0603

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	8.29 0.00512

heide1.diag(Q08BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.248

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	0.0466 0.000149

heide1.diag(Q08BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.0523

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	0.033 0.000236

heide1.diag(Q08BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.0602

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	failed	-0.000246 2.74e-06

heide1.diag(Q09BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.0771

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	8.89 0.00787

heide1.diag(Q09BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	281	0.202

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	0.0425 0.000249

heide1.diag(Q09BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.212

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	failed	0.0244 0.000382

heide1.diag(Q09BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.266

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	failed	-0.000185 4.24e-06

heide1.diag(Q095BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.315

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	9.27 0.00564

heide1.diag(Q095BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.158

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	0.0435 0.000226

heide1.diag(Q095BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.261

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	failed	0.0226 0.000365

heide1.diag(Q095BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.279

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	failed	-0.000115 5.04e-06

Lampiran 3.3 *Summary* untuk Metode BALQR

Type of dependent variable: continuous
Lasso variable selection: yes
Estimated quantile: 0.05
Lower credible bound: 0.025
Upper credible bound: 0.975
Number of burnin draws: 200
Number of retained draws: 1300
Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	6.66e+00	6.50480	6.81e+00
edu	3.52e-02	0.02676	4.28e-02
exp	1.88e-02	0.01243	2.50e-02
exp2	-4.27e-05	-0.00011	2.58e-05

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0457	0.0438	0.0476

Type of dependent variable: continuous
Lasso variable selection: yes
Estimated quantile: 0.1
Lower credible bound: 0.025
Upper credible bound: 0.975
Number of burnin draws: 200
Number of retained draws: 1300
Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	7.17e+00	7.04e+00	7.28e+00
edu	3.24e-02	2.71e-02	3.79e-02
exp	1.08e-02	5.80e-03	1.74e-02
exp2	8.79e-06	-6.74e-05	6.96e-05

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0457	0.0438	0.0478

Type of dependent variable: continuous
Lasso variable selection: yes
Estimated quantile: 0.2
Lower credible bound: 0.025
Upper credible bound: 0.975
Number of burnin draws: 200
Number of retained draws: 1300
Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	7.48e+00	7.38e+00	7.58e+00
edu	3.74e-02	3.29e-02	4.21e-02
exp	1.24e-02	7.14e-03	1.74e-02
exp2	-3.14e-05	-9.44e-05	3.35e-05

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0457	0.0439	0.0475

Type of dependent variable: continuous
Lasso variable selection: yes
Estimated quantile: 0.3
Lower credible bound: 0.025
Upper credible bound: 0.975
Number of burnin draws: 200
Number of retained draws: 1300
Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	7.669727	7.579530	7.75e+00
edu	0.032943	0.027188	3.89e-02
exp	0.018097	0.014357	2.21e-02
exp2	-0.000107	-0.000157	-5.83e-05

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0457	0.0438	0.0477

Type of dependent variable: continuous
Lasso variable selection: yes
Estimated quantile: 0.4
Lower credible bound: 0.025
Upper credible bound: 0.975
Number of burnin draws: 200
Number of retained draws: 1300
Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	7.841267	7.75097	7.92e+00
edu	0.034838	0.03073	3.90e-02
exp	0.019283	0.01587	2.32e-02
exp2	-0.000124	-0.00017	-8.51e-05

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0456	0.0438	0.0477

Type of dependent variable: continuous
Lasso variable selection: yes
Estimated quantile: 0.5
Lower credible bound: 0.025
Upper credible bound: 0.975
Number of burnin draws: 200
Number of retained draws: 1300
Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	7.964954	7.87920	8.05e+00
edu	0.041539	0.03709	4.57e-02
exp	0.020680	0.01650	2.47e-02
exp2	-0.000131	-0.00018	-8.12e-05

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0457	0.0439	0.0476

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: yes
 Estimated quantile: 0.6
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	8.021656	7.9485	8.099410
edu	0.043969	0.0396	0.048879
exp	0.024732	0.0212	0.028318
exp2	-0.000157	-0.0002	-0.000115

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0456	0.0437	0.0476

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: yes
 Estimated quantile: 0.7
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	8.157706	8.071545	8.24011
edu	0.044060	0.039670	0.04907
exp	0.027692	0.023586	0.03156
exp2	-0.000192	-0.000239	-0.00014

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0457	0.0438	0.0478

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: yes
 Estimated quantile: 0.8
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	8.292466	8.175780	8.422484
edu	0.046644	0.041424	0.052105
exp	0.033012	0.026891	0.038761
exp2	-0.000246	-0.000315	-0.000176

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0457	0.0439	0.0476

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: yes
 Estimated quantile: 0.9
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	8.884956	8.680692	9.06e+00
edu	0.042637	0.035535	5.05e-02
exp	0.024452	0.016497	3.40e-02
exp2	-0.000185	-0.000297	-8.65e-05

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0457	0.0439	0.0476

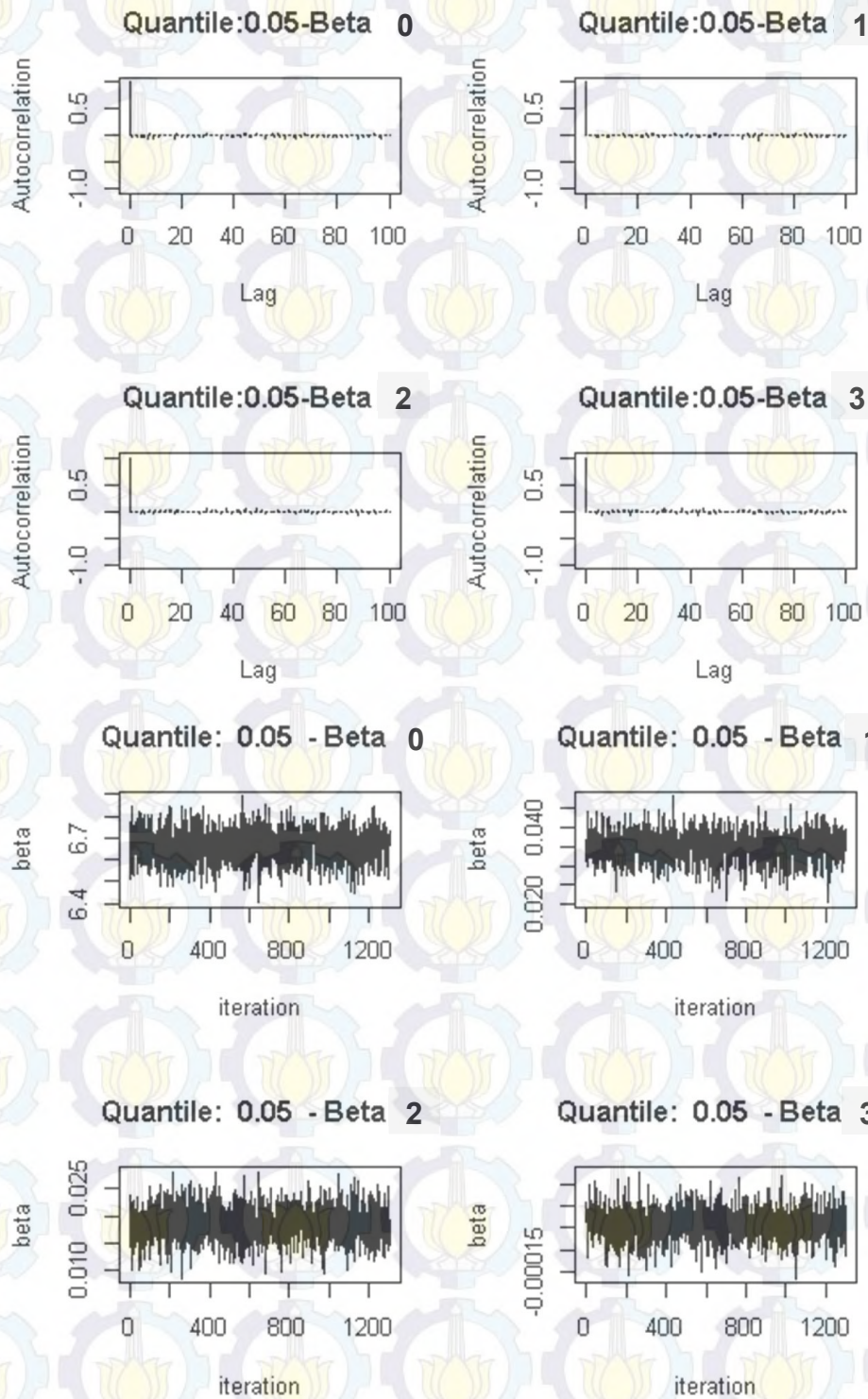
Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: yes
 Estimated quantile: 0.95
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

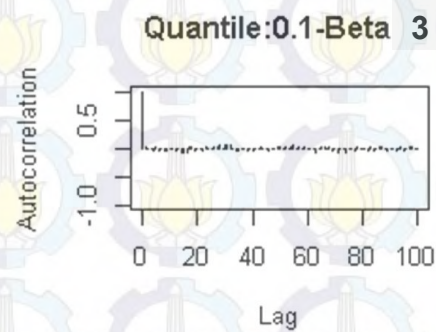
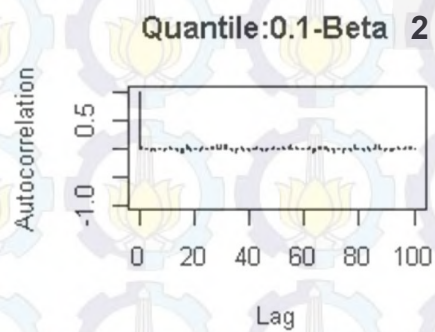
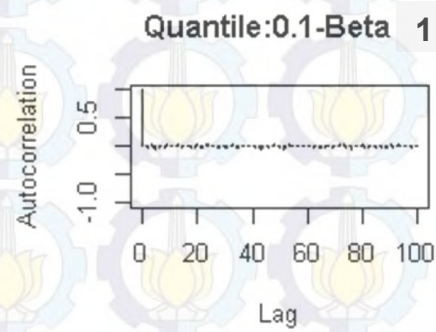
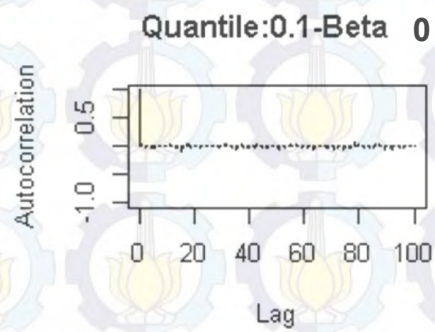
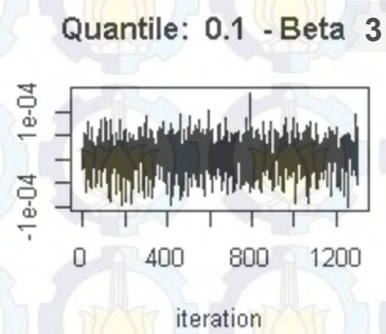
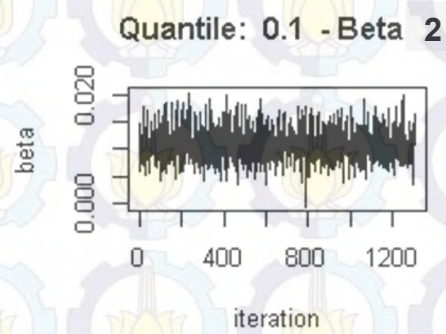
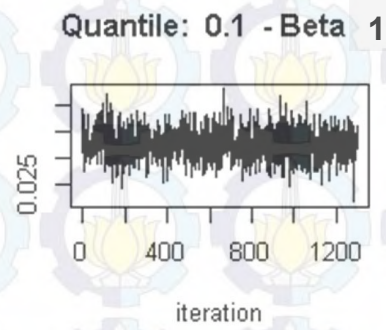
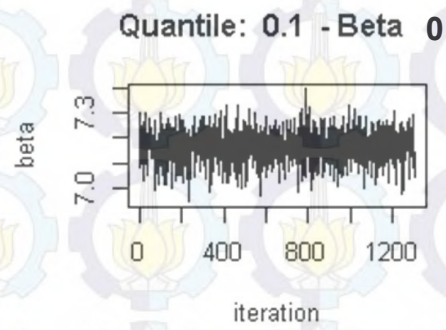
	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	9.269550	9.109482	9.43e+00
edu	0.043446	0.035459	5.23e-02
exp	0.022633	0.012528	3.17e-02
exp2	-0.000115	-0.000246	3.31e-05

Summary of the estimated sigma:

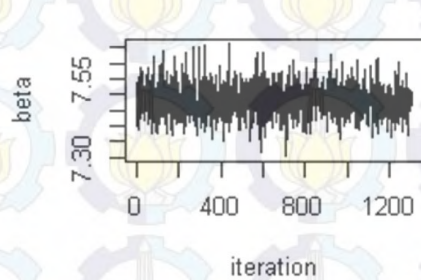
	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0457	0.0439	0.0478

Lampiran 3.4 Trace MCMC untuk Metode BQR

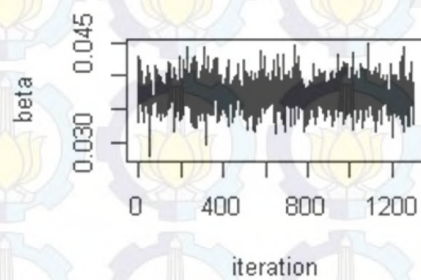




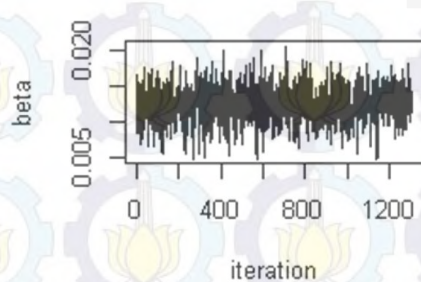
Quantile: 0.2 - Beta 0



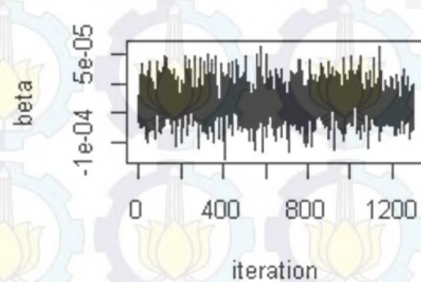
Quantile: 0.2 - Beta 1



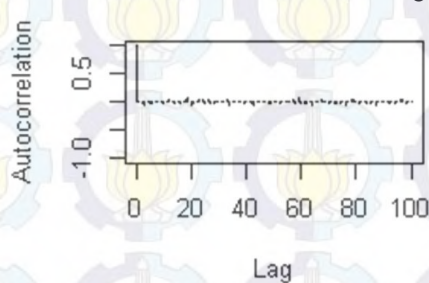
Quantile: 0.2 - Beta 2



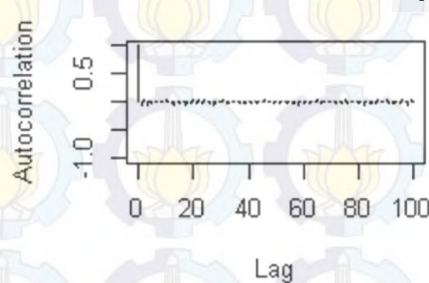
Quantile: 0.2 - Beta 3



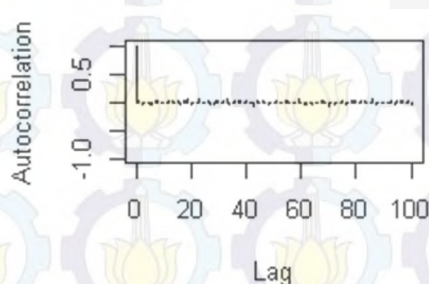
Quantile:0.2-Beta 0



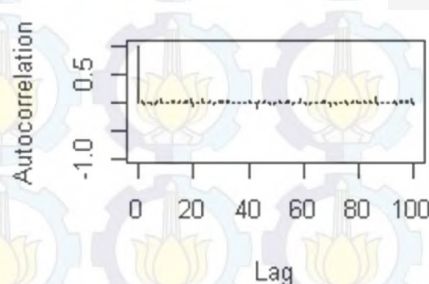
Quantile:0.2-Beta 1



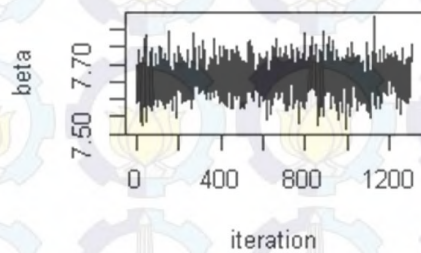
Quantile:0.2-Beta 2



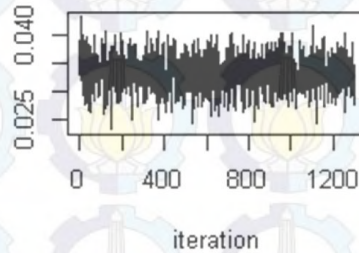
Quantile:0.2-Beta 3



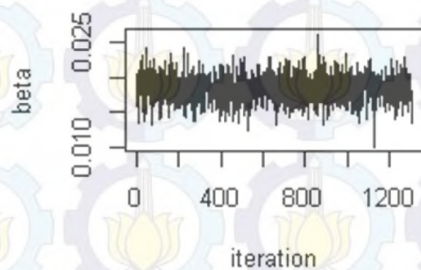
Quantile: 0.3 - Beta 0



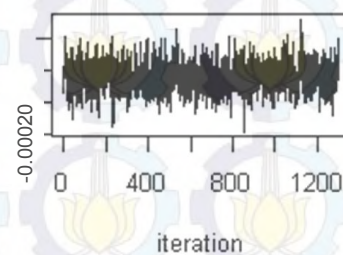
Quantile: 0.3 - Beta 1



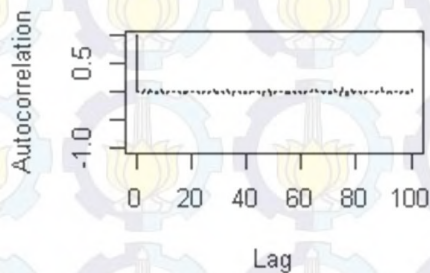
Quantile: 0.3 - Beta 2



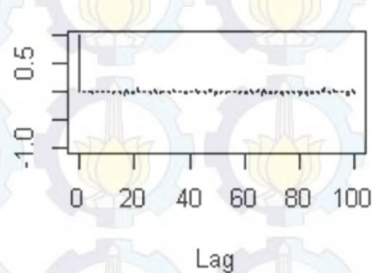
Quantile: 0.3 - Beta 3



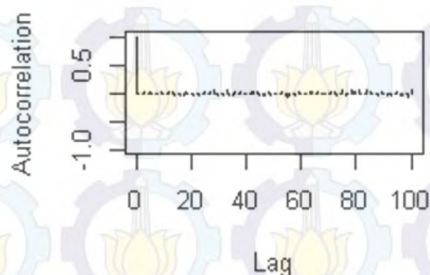
Quantile:0.3-Beta 0



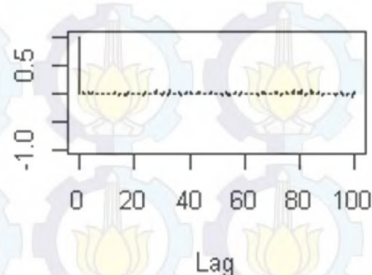
Quantile:0.3-Beta 1



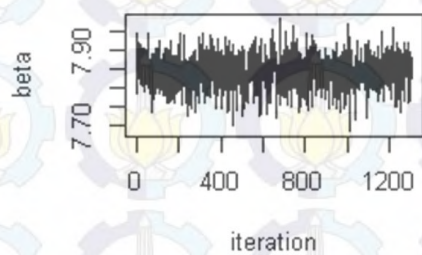
Quantile:0.3-Beta 2



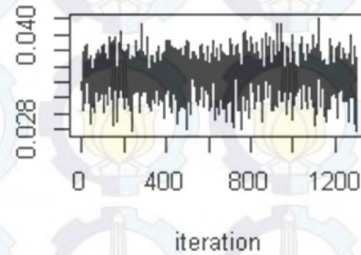
Quantile:0.3-Beta 3



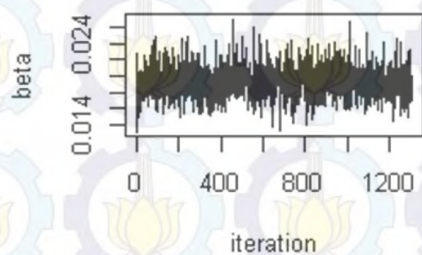
Quantile: 0.4 - Beta 0



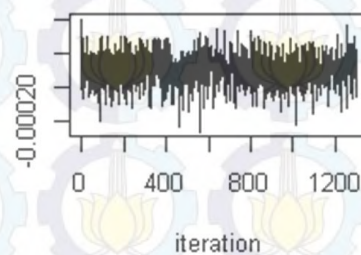
Quantile: 0.4 - Beta 1



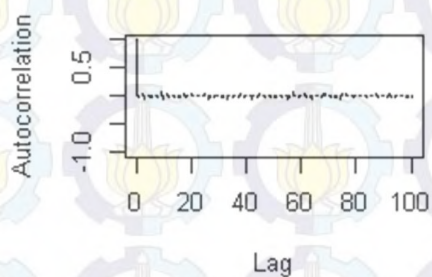
Quantile: 0.4 - Beta 2



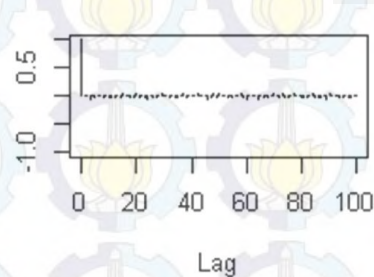
Quantile: 0.4 - Beta 3



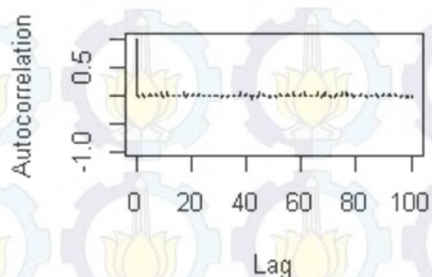
Quantile:0.4-Beta 0



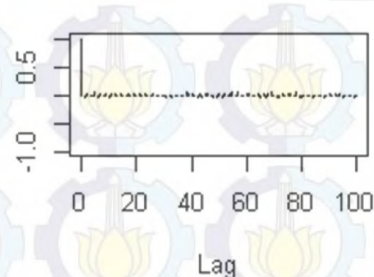
Quantile:0.4-Beta 1

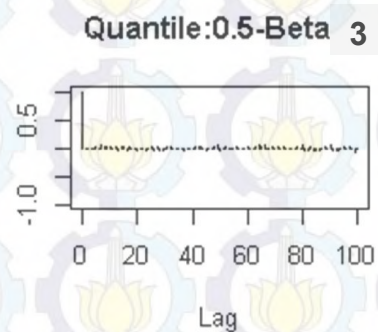
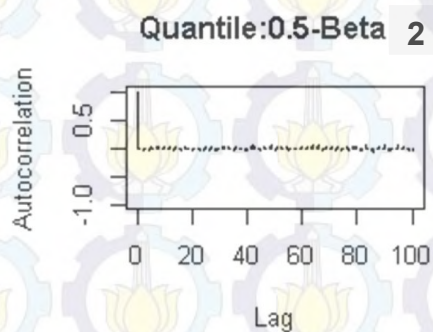
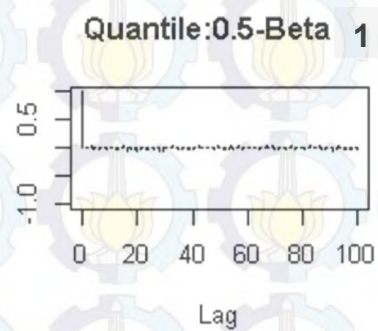
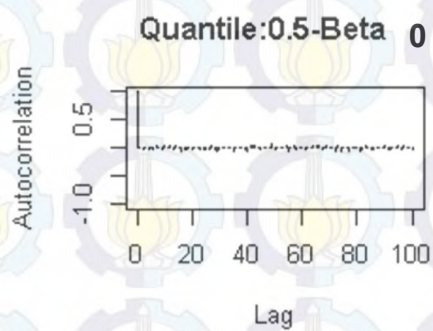
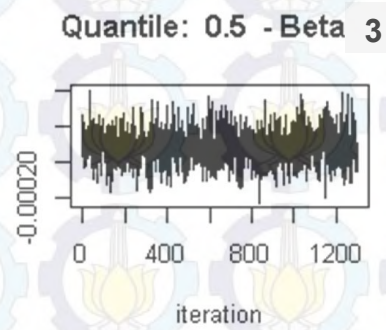
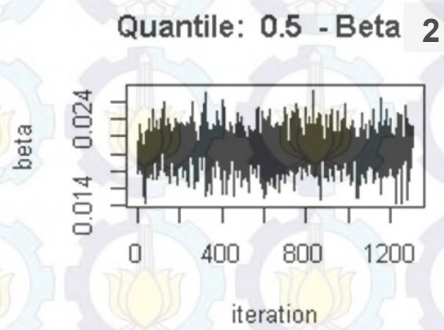
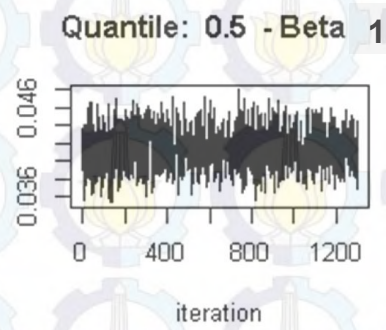
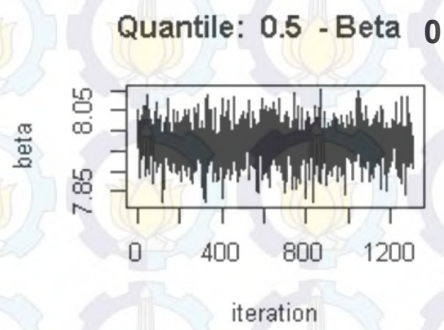


Quantile:0.4-Beta 2

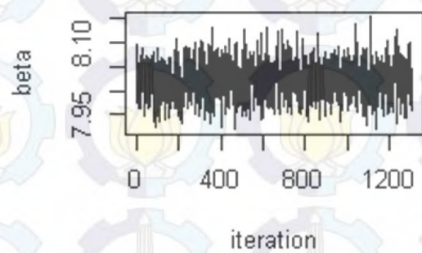


Quantile:0.4-Beta 3

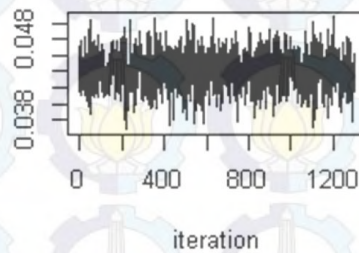




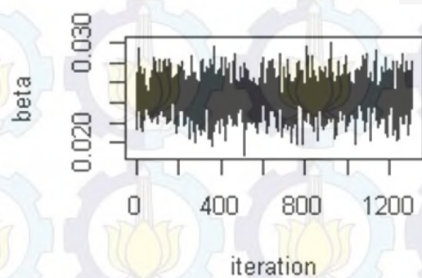
Quantile: 0.6 - Beta 0



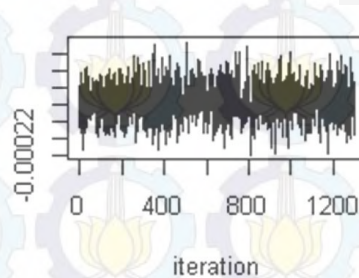
Quantile: 0.6 - Beta 1



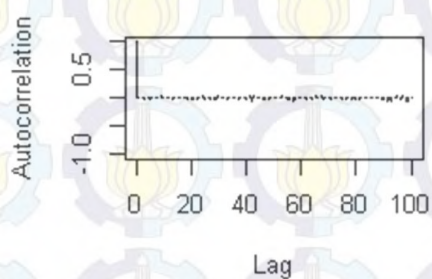
Quantile: 0.6 - Beta 2



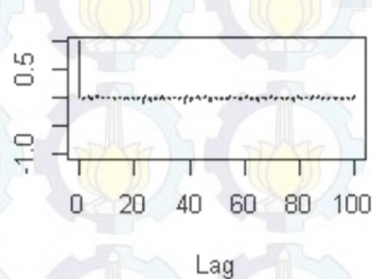
Quantile: 0.6 - Beta 3



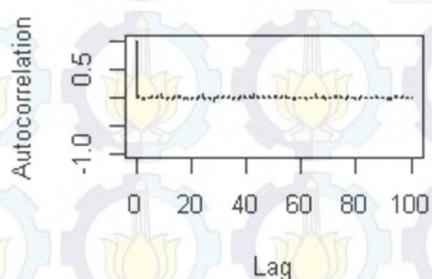
Quantile:0.6-Beta 0



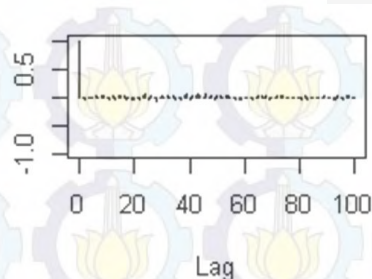
Quantile:0.6-Beta 1



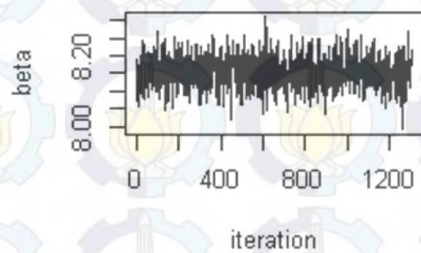
Quantile:0.6-Beta 2



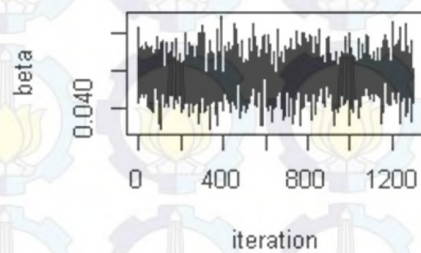
Quantile:0.6-Beta 3



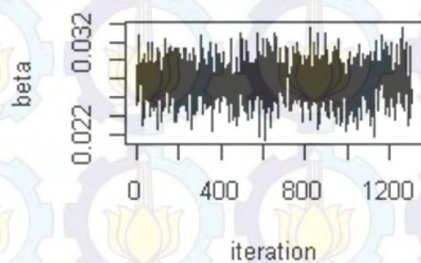
Quantile: 0.7 - Beta 0



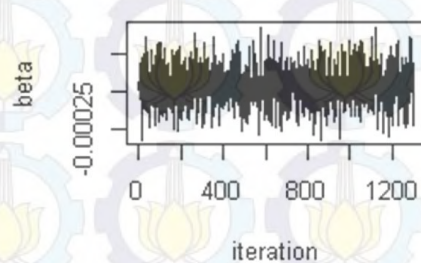
Quantile: 0.7 - Beta 1



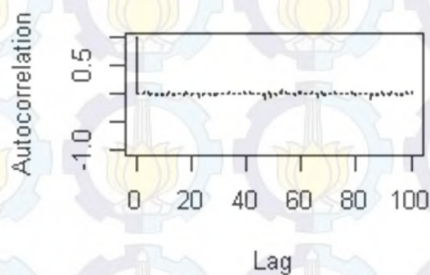
Quantile: 0.7 - Beta 2



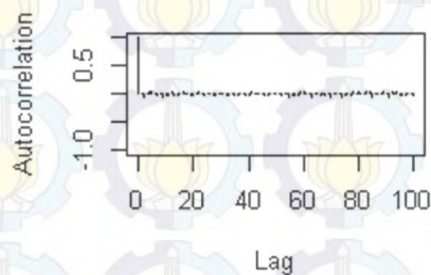
Quantile: 0.7 - Beta 3



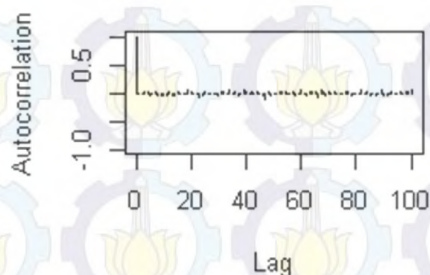
Quantile:0.7-Beta 0



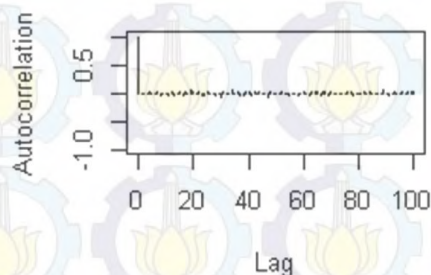
Quantile:0.7-Beta 1

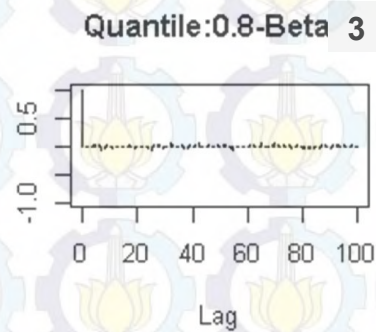
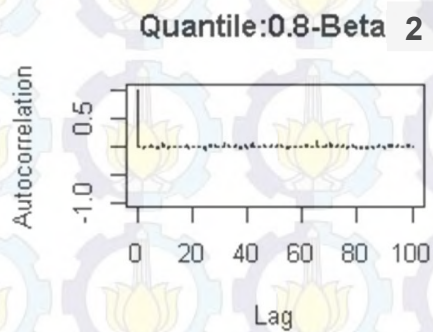
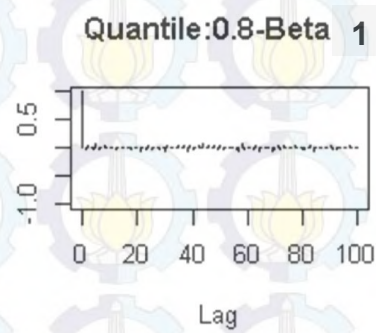
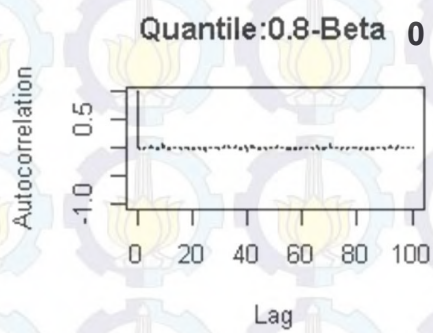
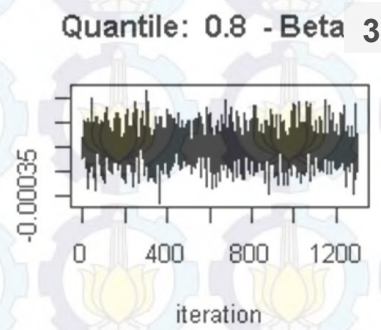
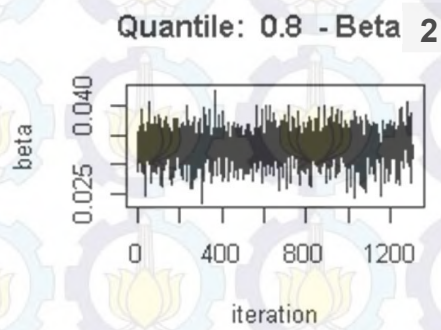
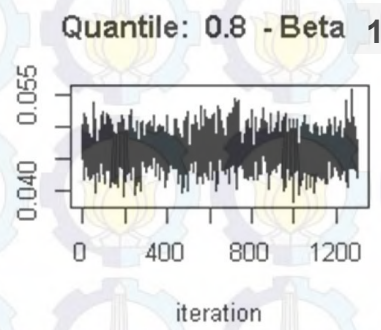
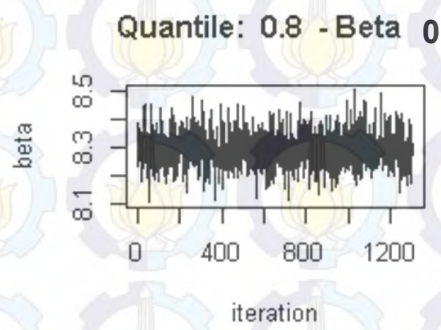


Quantile:0.7-Beta 2

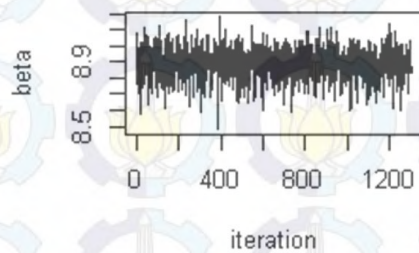


Quantile:0.7-Beta 3

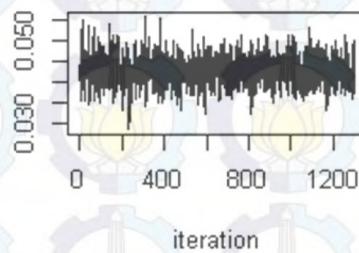




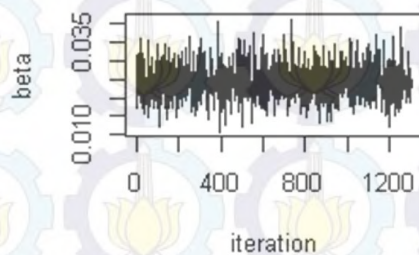
Quantile: 0.9 - Beta 0



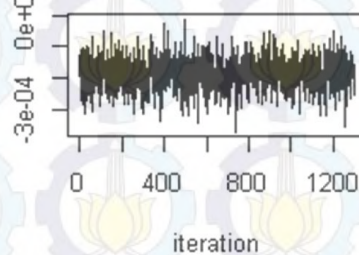
Quantile: 0.9 - Beta 1



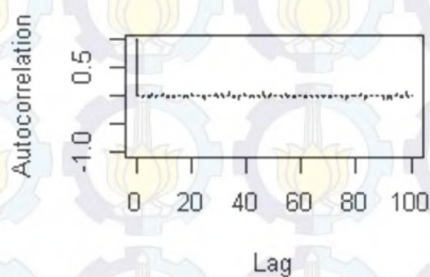
Quantile: 0.9 - Beta 2



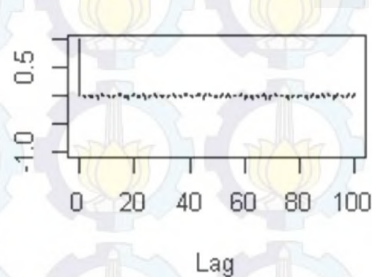
Quantile: 0.9 - Beta 3



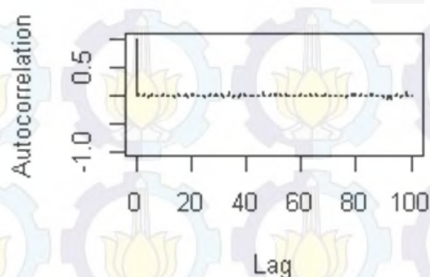
Quantile:0.9-Bet 0



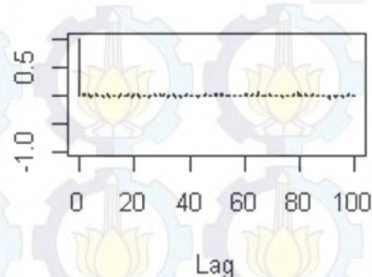
Quantile:0.9-Bet 1



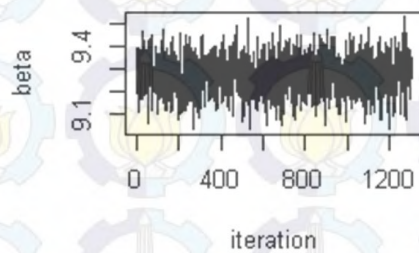
Quantile:0.9-Bet 2



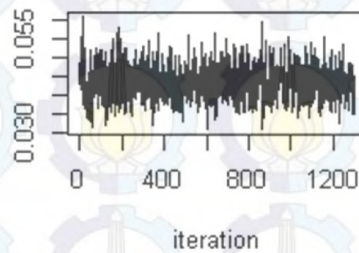
Quantile:0.9-Bet 3



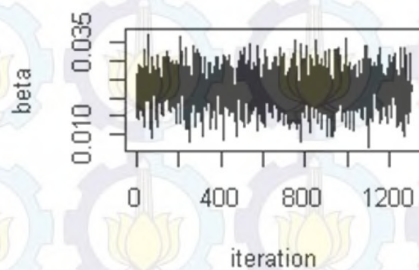
Quantile: 0.95 - Beta 0



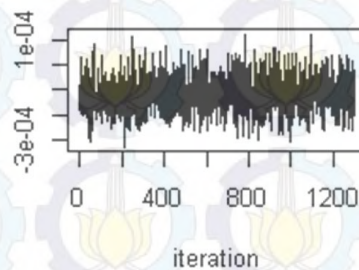
Quantile: 0.95 - Beta 1



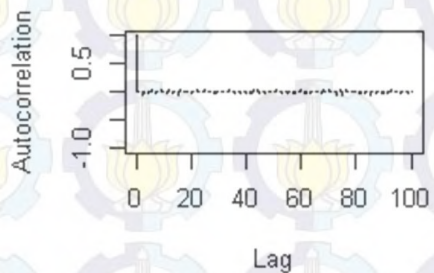
Quantile: 0.95 - Beta 2



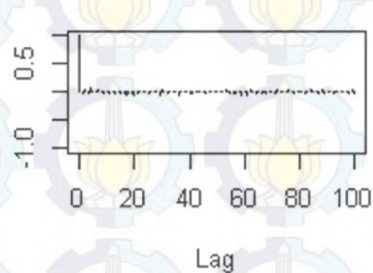
Quantile: 0.95 - Beta 3



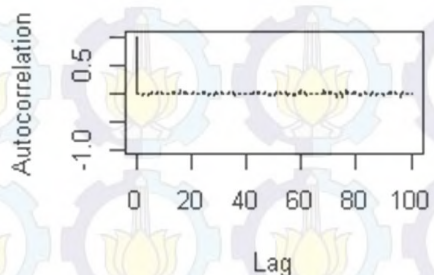
Quantile:0.95-Beta 0



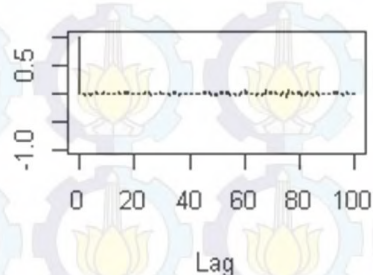
Quantile:0.95-Beta 1



Quantile:0.95-Beta 2



Quantile:0.95-Beta 3



Lampiran 3.5 Hasil Test Konvergensi Heidel untuk Metode BQR

heidel.diag(Q005BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)			heidel.diag(Q01BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)		
Stationarity	start	p-value	Stationarity	start	p-value
test	iteration		test	iteration	
[,1] passed	1	0.976	[,1] passed	1	0.999
Halfwidth	Mean	Halfwidth	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			test		
[,1] passed	6.66	0.00404	[,1] failed	8.85e-06	1.28e-06
heidel.diag(Q005BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)			heidel.diag(Q02BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)		
Stationarity	start	p-value	Stationarity	start	p-value
test	iteration		test	iteration	
[,1] passed	1	0.337	[,1] passed	1	0.145
Halfwidth	Mean	Halfwidth	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			test		
[,1] passed	0.0352	0.000209	[,1] passed	7.48	0.00269
heidel.diag(Q005BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)			heidel.diag(Q02BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)		
Stationarity	start	p-value	Stationarity	start	p-value
test	iteration		test	iteration	
[,1] passed	1	0.696	[,1] passed	1	0.662
Halfwidth	Mean	Halfwidth	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			test		
[,1] passed	0.0186	0.000169	[,1] passed	0.0372	0.000112
heidel.diag(Q005BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)			heidel.diag(Q02BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)		
Stationarity	start	p-value	Stationarity	start	p-value
test	iteration		test	iteration	
[,1] passed	1	0.54	[,1] passed	1	0.229
Halfwidth	Mean	Halfwidth	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			test		
[,1] failed	-4.13e-05	1.86e-06	[,1] failed	0.0125	0.000138
heidel.diag(Q01BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)			heidel.diag(Q02BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)		
Stationarity	start	p-value	Stationarity	start	p-value
test	iteration		test	iteration	
[,1] passed	1	0.943	[,1] passed	1	0.354
Halfwidth	Mean	Halfwidth	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			test		
[,1] passed	7.17	0.00332	[,1] failed	-3.23e-05	1.67e-06
heidel.diag(Q01BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)			heidel.diag(Q03BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)		
Stationarity	start	p-value	Stationarity	start	p-value
test	iteration		test	iteration	
[,1] passed	1	0.084	[,1] passed	1	0.95
Halfwidth	Mean	Halfwidth	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			test		
[,1] passed	0.0326	0.000147	[,1] passed	7.66	0.00237
heidel.diag(Q01BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)			heidel.diag(Q03BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)		
Stationarity	start	p-value	Stationarity	start	p-value
test	iteration		test	iteration	
[,1] passed	1	0.999	[,1] passed	1	0.447
Halfwidth	Mean	Halfwidth	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			test		
[,1] failed	0.0108	0.000154	[,1] passed	0.0333	0.000158


```

heidel.diag(Q03BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.633

Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 0.0183 0.000105

heidel.diag(Q03BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.502

Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] failed -0.000109 1.32e-06

heidel.diag(Q04BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.961

Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 7.84 0.00206

heidel.diag(Q04BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.938

Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 0.0348 0.000116

heidel.diag(Q04BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.788

Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 0.0192 9.77e-05

heidel.diag(Q04BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.63

Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed -0.000123 1.19e-06

heidel.diag(Q05BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.439

Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 7.97 0.00245

heidel.diag(Q05BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.344
Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 0.0415 0.000117

```

```

heidel.diag(Q05BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.548

Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 0.0205 0.000109

heidel.diag(Q05BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.335

Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed -0.00013 1.28e-06

heidel.diag(Q06BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.719

Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 8.02 0.00197

heidel.diag(Q06BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.235

Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 0.0441 0.00012

heidel.diag(Q06BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.618

Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 0.0247 9.34e-05

heidel.diag(Q06BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.487

Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed -0.000156 1.13e-06

heidel.diag(Q07BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.137

Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 8.15 0.00226

heidel.diag(Q07BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.558
Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 0.0442 0.000131

```



```
heide1.diag(Q07BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.194
```

```
Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 0.0277 0.000104
```

```
heide1.diag(Q07BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.286
Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed -0.000193 1.29e-06
```

```
heide1.diag(Q08BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.546
Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 8.29 0.00316
```

```
heide1.diag(Q08BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.144
Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 0.0466 0.000141
```

```
heide1.diag(Q08BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.197
Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 0.0331 0.000151
```

```
heide1.diag(Q08BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.171
Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed -0.000248 1.76e-06
```

```
heide1.diag(Q09BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.971
Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 8.88 0.00496
```

```
heide1.diag(Q09BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.771
```

```
Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 0.0428 0.000195
```

```
heide1.diag(Q09BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.915
Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 0.0245 0.000229
```

```
heide1.diag(Q09BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.87
Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] failed -0.000185 2.69e-06
```

```
heide1.diag(Q095BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.164
Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 9.27 0.00433
```

```
heide1.diag(Q095BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.216
Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] passed 0.0435 0.000259
```

```
heide1.diag(Q095BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.654
Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] failed 0.0227 0.000251
```

```
heide1.diag(Q095BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)
Stationarity start p-value
test iteration
[,1] passed 1 0.874
Halfwidth Mean Halfwidth
test
[,1] failed -0.000116 3.7e-06
```


Lampiran 3.6 Summary untuk Metode BQR

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: no
 Estimated quantile: 0.05
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	6.66e+00	6.518832	6.81e+00
edu	3.52e-02	0.027301	4.25e-02
exp	1.86e-02	0.012420	2.48e-02
exp2	-4.17e-05	-0.000112	2.76e-05

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0457	0.0438	0.0477

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: no
 Estimated quantile: 0.1
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	7.17e+00	7.03e+00	7.28e+00
edu	3.26e-02	2.73e-02	3.83e-02
exp	1.08e-02	5.70e-03	1.72e-02
exp2	8.88e-06	-6.61e-05	6.95e-05

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0457	0.0438	0.0476

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: no
 Estimated quantile: 0.2
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	7.480449	7.386206	7.58e+00
edu	0.037264	0.032841	4.20e-02
exp	0.012439	0.007362	1.71e-02
exp2	-0.000032	-0.000089	3.51e-05

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0457	0.0439	0.0478

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: no
 Estimated quantile: 0.3
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	7.66223	7.573424	7.74660
edu	0.03330	0.027376	0.03900
exp	0.01834	0.014553	0.02230
exp2	-0.00011	-0.000155	-0.00006

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0456	0.0437	0.0477

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: no
 Estimated quantile: 0.4
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	7.844052	7.750864	7.92e+00
edu	0.034807	0.030308	3.90e-02
exp	0.019174	0.015677	2.34e-02
exp2	-0.000123	-0.000171	-8.15e-05

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0457	0.0439	0.0475

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: no
 Estimated quantile: 0.5
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	7.96702	7.876318	8.06e+00
edu	0.04150	0.037294	4.59e-02
exp	0.02055	0.016609	2.47e-02
exp2	-0.00013	-0.000176	-8.09e-05

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0457	0.0439	0.0476

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: no
 Estimated quantile: 0.6
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	8.022803	7.949535	8.093054
edu	0.044074	0.039647	0.048609
exp	0.024640	0.021217	0.028163
exp2	-0.000156	-0.000197	-0.000114

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0457	0.0438	0.0476

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: no
 Estimated quantile: 0.7
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	8.154498	8.069725	8.241317
edu	0.044255	0.039499	0.049509
exp	0.027768	0.023718	0.031601
exp2	-0.000193	-0.000242	-0.000141

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0457	0.0438	0.0476

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: no
 Estimated quantile: 0.8
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	8.292036	8.178974	8.42205
edu	0.046570	0.041420	0.05182
exp	0.033118	0.027024	0.03834
exp2	-0.000248	-0.000311	-0.00018

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0457	0.0439	0.0477

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: no
 Estimated quantile: 0.9
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	8.884468	8.684831	9.05e+00
edu	0.042785	0.035940	5.01e-02
exp	0.024463	0.016466	3.36e-02
exp2	-0.000185	-0.000288	-9.08e-05

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0457	0.0438	0.0476

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: no
 Estimated quantile: 0.95
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	9.269914	9.09805	9.437252
edu	0.043498	0.03566	0.052650
exp	0.022719	0.01229	0.032388
exp2	-0.000117	-0.00025	0.000035

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0457	0.0438	0.0477

Lampiran 3.7 *Summary* untuk Metode QR

tau: [1] 0.05

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	6.59393	0.16054	41.07287	0.00000
edu	0.03744	0.00972	3.85087	0.00012
exp	0.02069	0.00751	2.75541	0.00593
exp2	-0.00006	0.00009	-0.64088	0.52170

Call: rq(formula = lnupah ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = tani)

tau: [1] 0.1

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	7.18925	0.23606	30.45550	0.00000
edu	0.03213	0.00961	3.34352	0.00085
exp	0.00958	0.01027	0.93256	0.35120
exp2	0.00003	0.00011	0.22182	0.82448

Call: rq(formula = lnupah ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = tani)

tau: [1] 0.2

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	7.43871	0.17371	42.82216	0.00000
edu	0.03720	0.00788	4.72271	0.00000
exp	0.01453	0.00739	1.96716	0.04935
exp2	-0.00006	0.00008	-0.69982	0.48415

Call: rq(formula = lnupah ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = tani)

tau: [1] 0.3

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	7.65900	0.12684	60.38094	0.00000
edu	0.03182	0.00740	4.29780	0.00002
exp	0.01957	0.00585	3.34489	0.00084
exp2	-0.00013	0.00007	-1.81965	0.06902

Call: rq(formula = lnupah ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = tani)

tau: [1] 0.4

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	7.84541	0.14321	54.78211	0.00000
edu	0.03568	0.00702	5.08363	0.00000
exp	0.01881	0.00663	2.83790	0.00460
exp2	-0.00012	0.00008	-1.48085	0.13886

Call: rq(formula = lnupah ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = tani)

tau: [1] 0.5

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	7.94694	0.12188	65.20372	0.00000
edu	0.04259	0.00670	6.35851	0.00000
exp	0.02124	0.00592	3.58808	0.00034
exp2	-0.00013	0.00007	-1.81675	0.06946

Call: rq(formula = lnupah ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = tani)

tau: [1] 0.6

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	8.03886	0.11436	70.29721	0.00000
edu	0.04311	0.00647	6.65974	0.00000


```
exp      0.02432  0.00551    4.41156  0.00001
exp2     -0.00015  0.00007   -2.19517  0.02831
Call: rq(formula = lnupah ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2,
0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = tani)
```

tau: [1] 0.7

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	8.14047	0.14142	57.56098	0.00000
edu	0.04432	0.00735	6.02608	0.00000
exp	0.02860	0.00674	4.24361	0.00002
exp2	-0.00020	0.00008	-2.43597	0.01497

Call: rq(formula = lnupah ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = tani)

tau: [1] 0.8

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	8.30651	0.17504	47.45547	0.00000
edu	0.04501	0.00854	5.26986	0.00000
exp	0.03209	0.00752	4.26526	0.00002
exp2	-0.00023	0.00008	-2.78223	0.00547

Call: rq(formula = lnupah ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = tani)

tau: [1] 0.9

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	8.95497	0.25402	35.25344	0.00000
edu	0.04079	0.01154	3.53404	0.00042
exp	0.02127	0.01231	1.72811	0.08418
exp2	-0.00015	0.00015	-1.00844	0.31341

Call: rq(formula = lnupah ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = tani)

tau: [1] 0.95

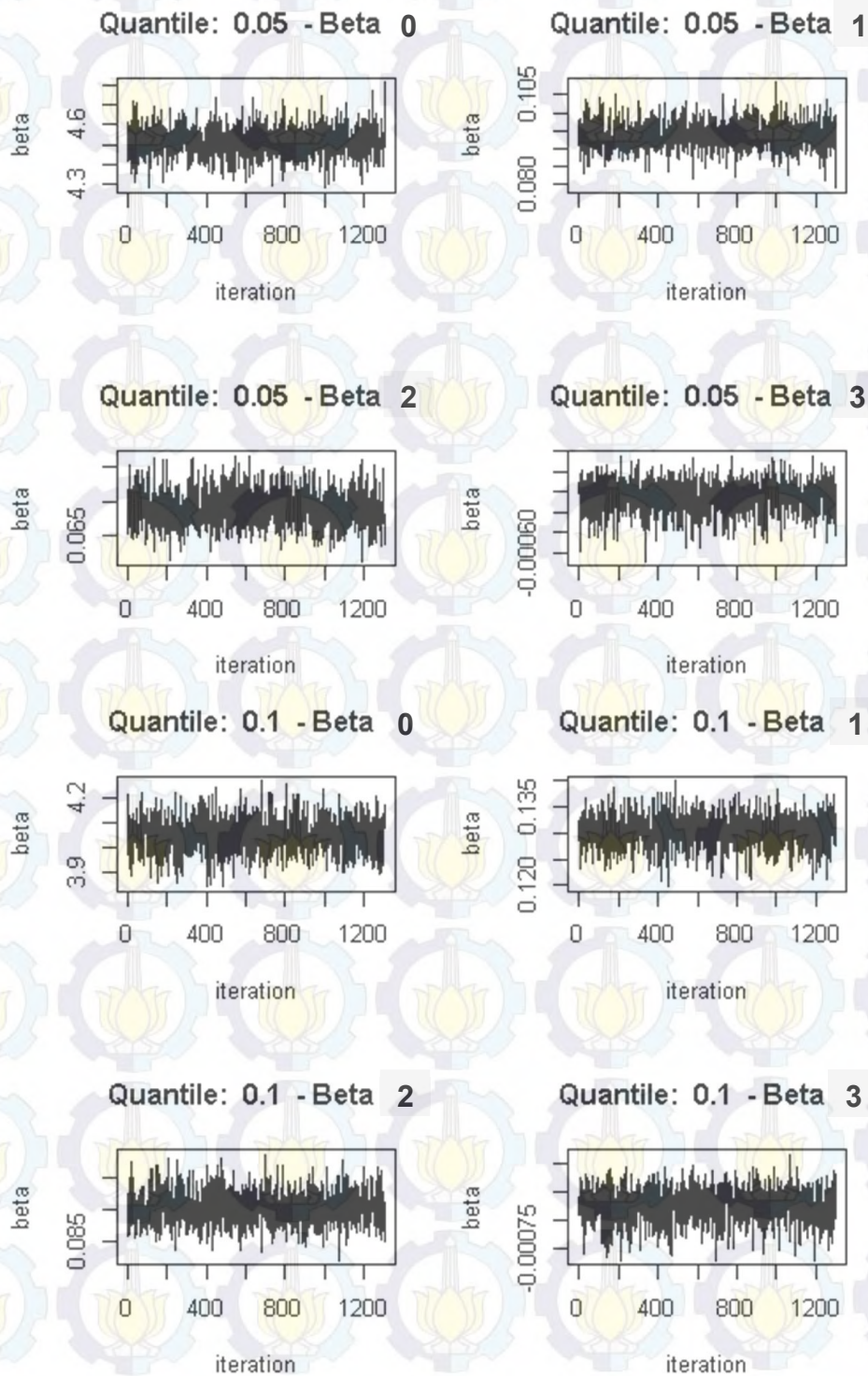
Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	9.32063	0.47184	19.75380	0.00000
edu	0.04033	0.01919	2.10157	0.03576
exp	0.02110	0.02318	0.91054	0.36269
exp2	-0.00011	0.00029	-0.36175	0.71759

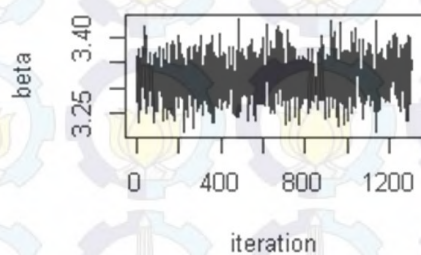
Call: rq(formula = lnupah ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = tani)

Lampiran 4. Output Sektor Jasa

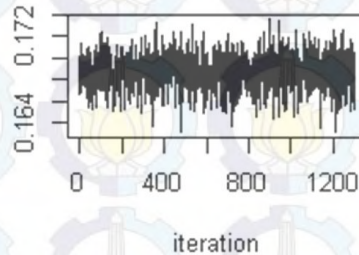
Lampiran 4.1 Trace MCMC dan Plot Autokorelasi untuk Metode BALQR



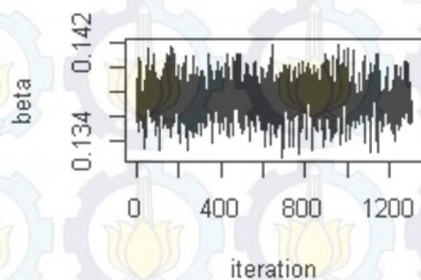
Quantile: 0.2 - Beta 0



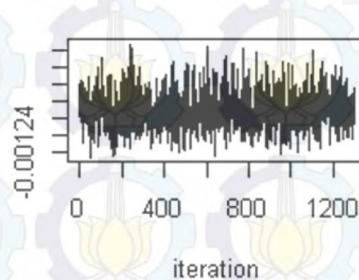
Quantile: 0.2 - Beta 1



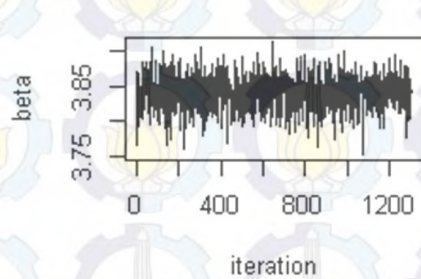
Quantile: 0.2 - Beta 2



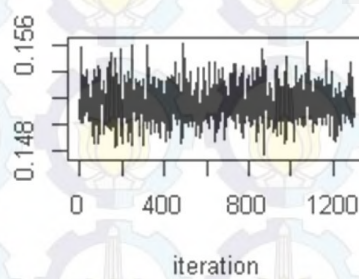
Quantile: 0.2 - Beta 3



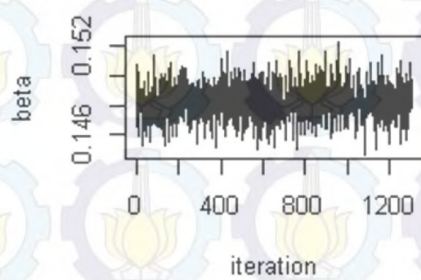
Quantile: 0.3 - Beta 0



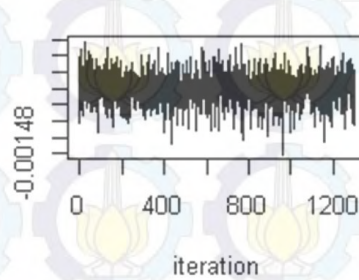
Quantile: 0.3 - Beta 1



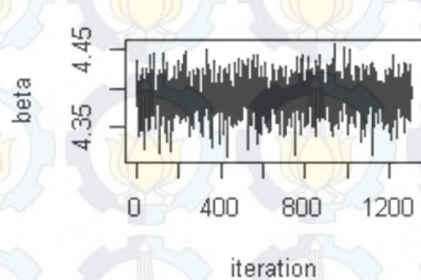
Quantile: 0.3 - Beta 2



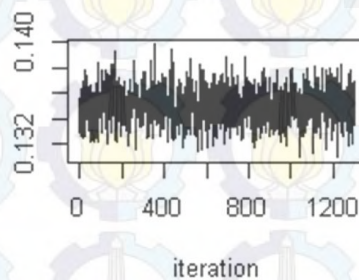
Quantile: 0.3 - Beta 3



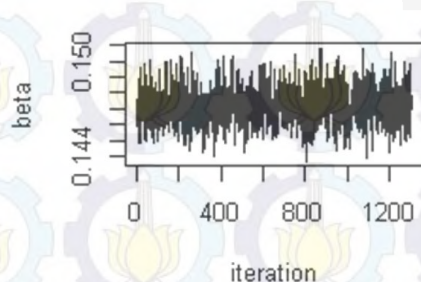
Quantile: 0.4 - Beta 0



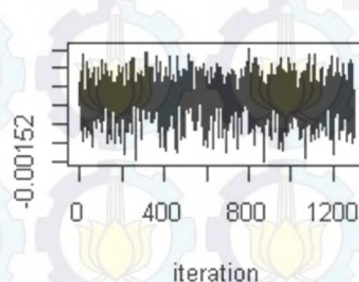
Quantile: 0.4 - Beta 1



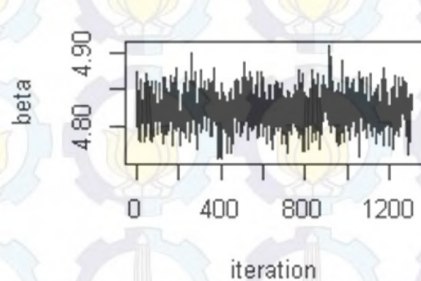
Quantile: 0.4 - Beta 2



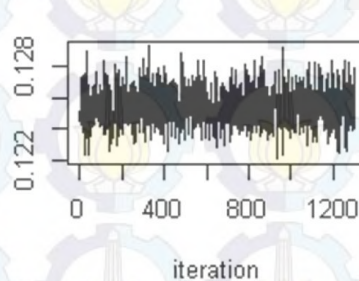
Quantile: 0.4 - Beta 3



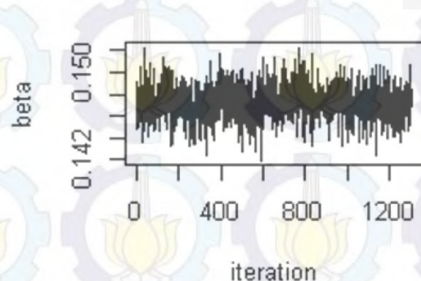
Quantile: 0.5 - Beta 0



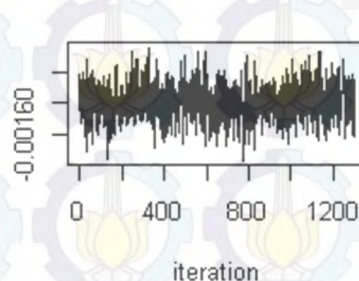
Quantile: 0.5 - Beta 1



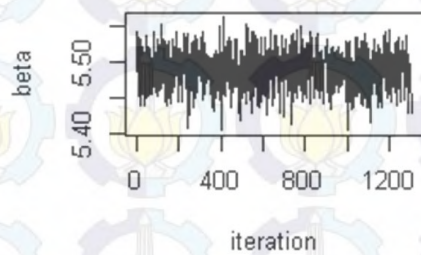
Quantile: 0.5 - Beta 2



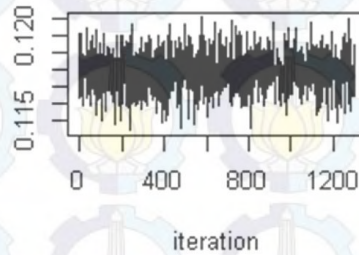
Quantile: 0.5 - Beta 3



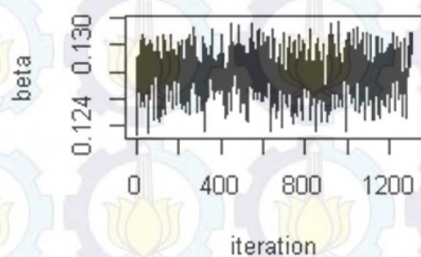
Quantile: 0.6 - Beta 0



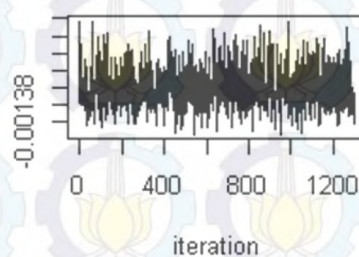
Quantile: 0.6 - Beta 1



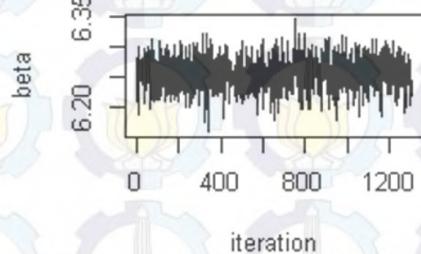
Quantile: 0.6 - Beta 2



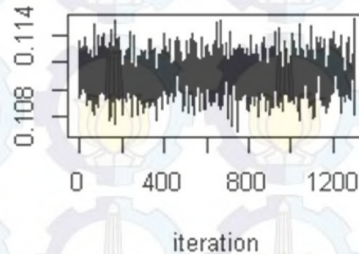
Quantile: 0.6 - Beta 3



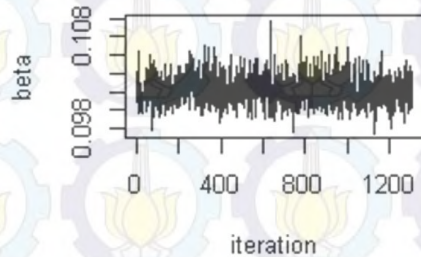
Quantile: 0.7 - Beta 0



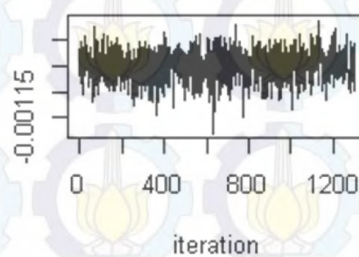
Quantile: 0.7 - Beta 1



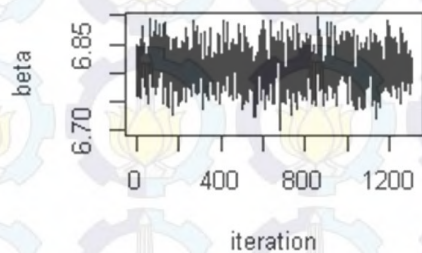
Quantile: 0.7 - Beta 2



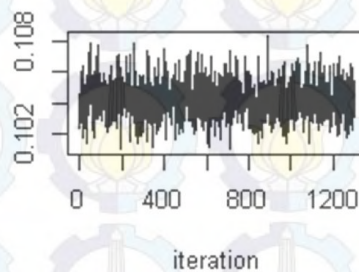
Quantile: 0.7 - Beta 3



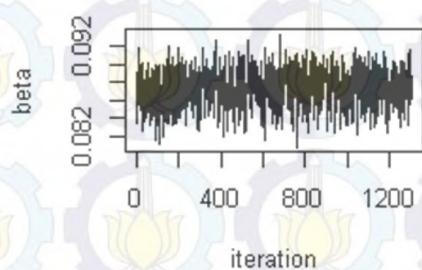
Quantile: 0.8 - Beta 0



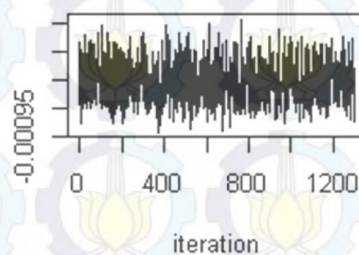
Quantile: 0.8 - Beta 1



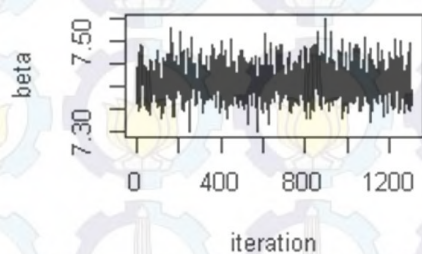
Quantile: 0.8 - Beta 2



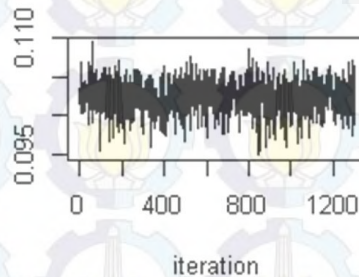
Quantile: 0.8 - Beta 3



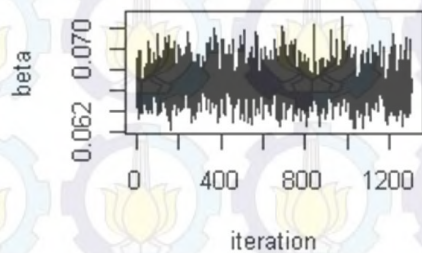
Quantile: 0.9 - Beta 0



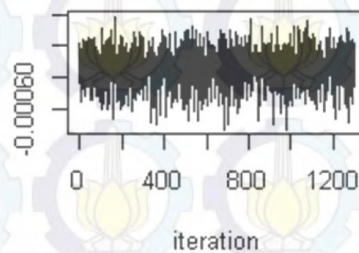
Quantile: 0.9 - Beta 1



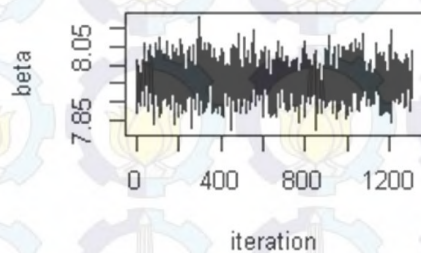
Quantile: 0.9 - Beta 2



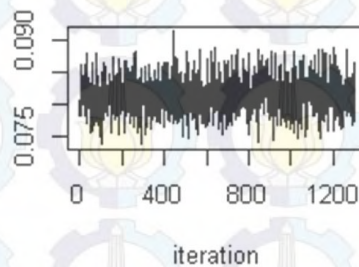
Quantile: 0.9 - Beta 3



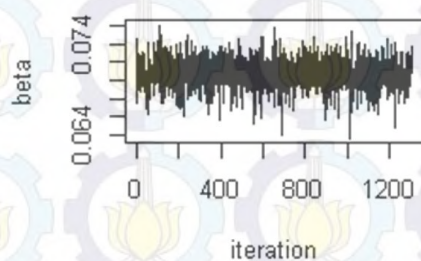
Quantile: 0.95 - Beta 0



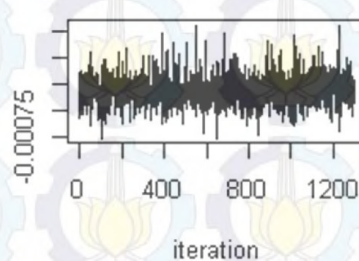
Quantile: 0.95 - Beta 1



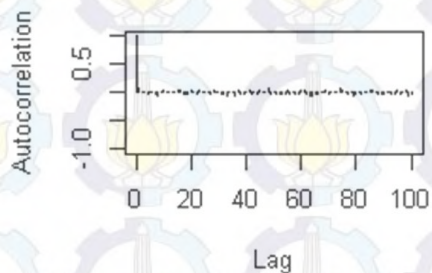
Quantile: 0.95 - Beta 2



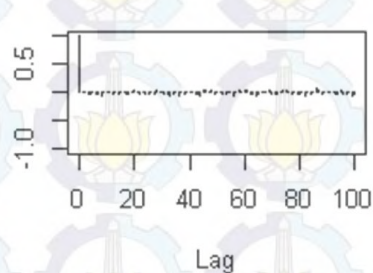
Quantile: 0.95 - Beta 3



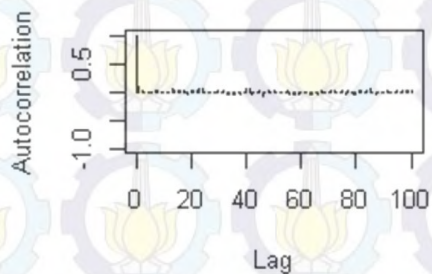
Quantile:0.05-Beta 0



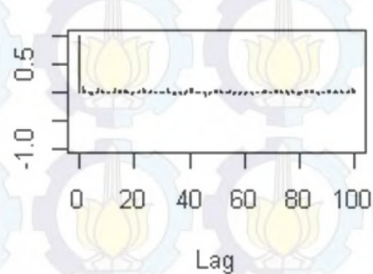
Quantile:0.05-Beta 1

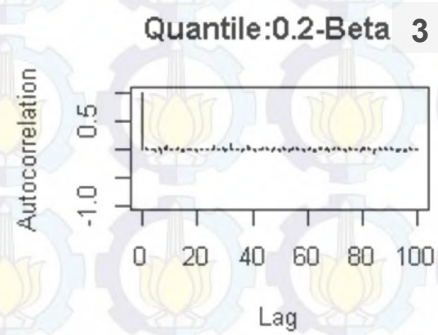
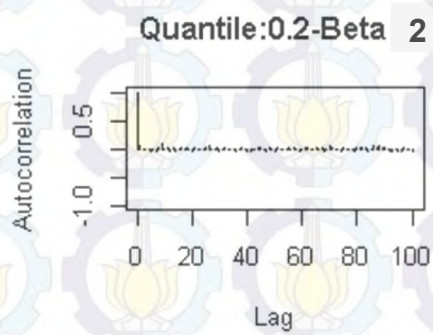
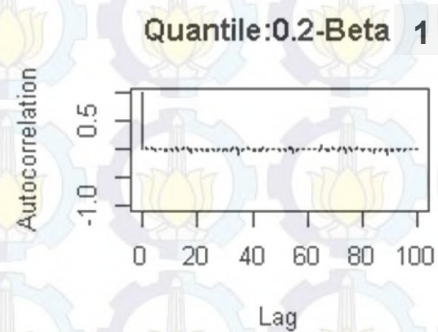
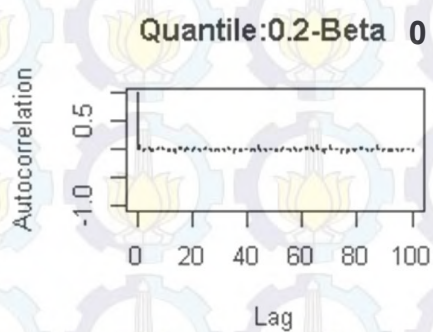
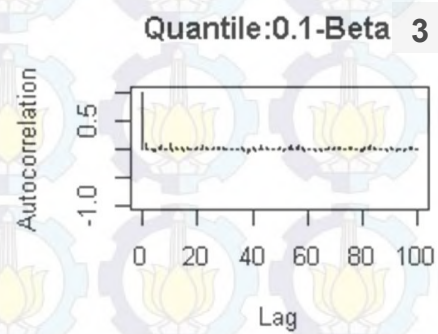
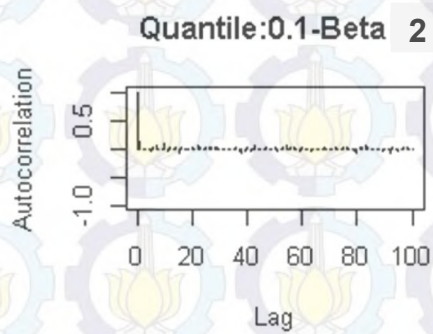
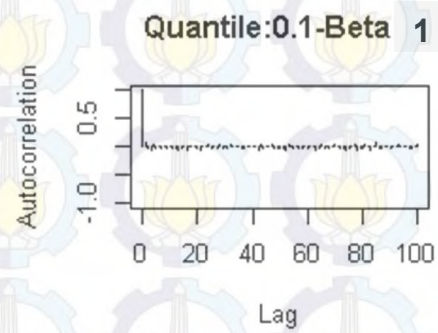
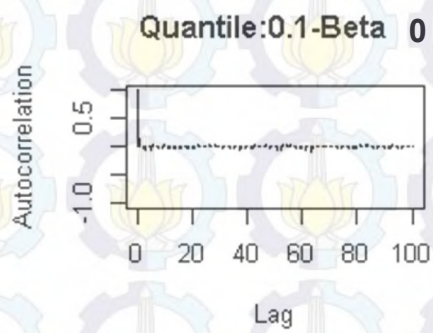


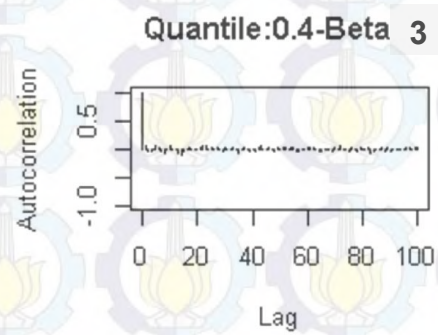
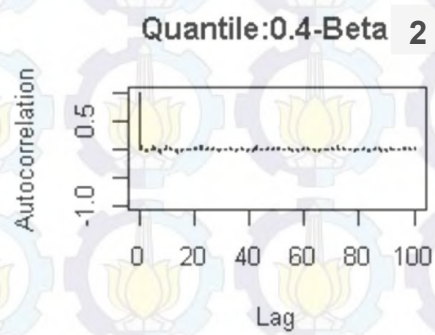
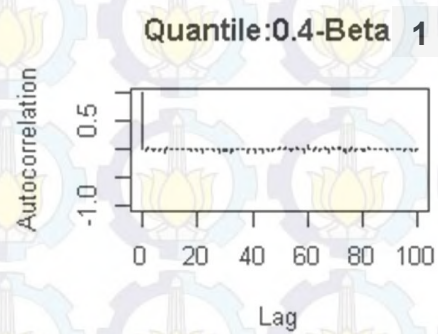
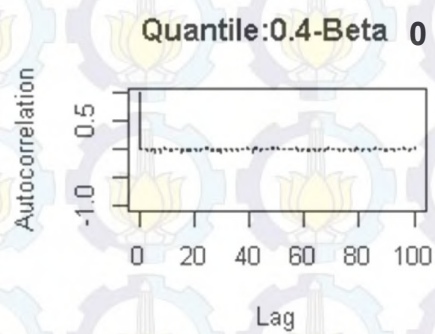
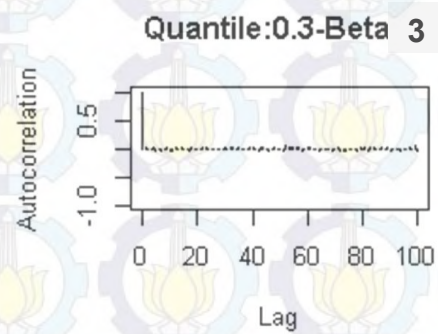
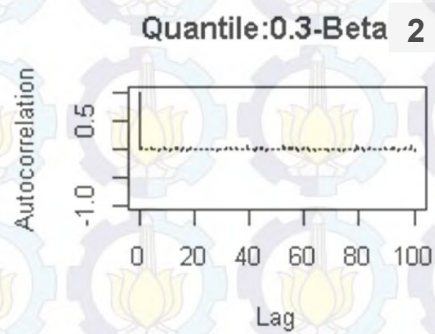
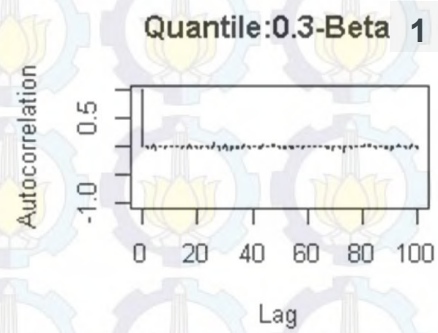
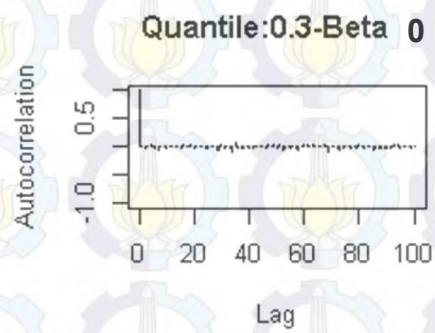
Quantile:0.05-Beta 2

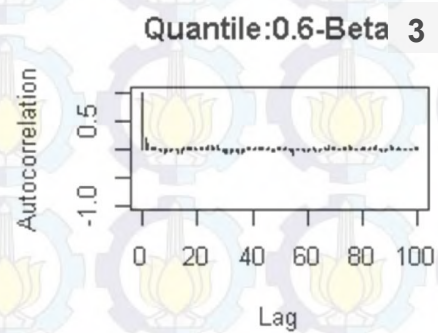
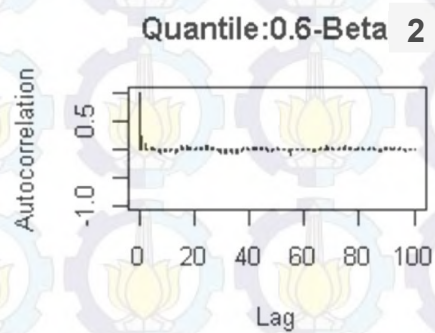
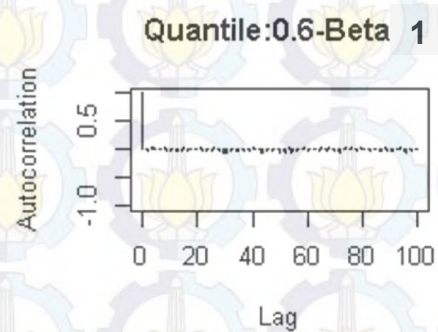
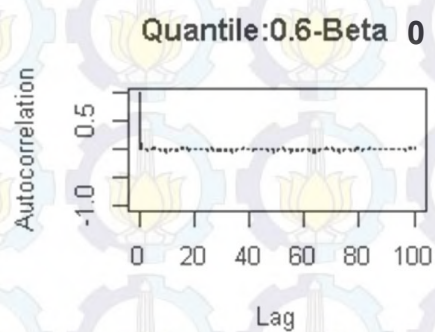
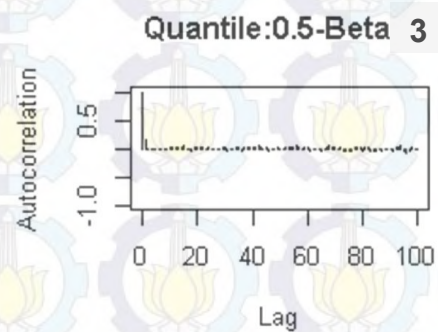
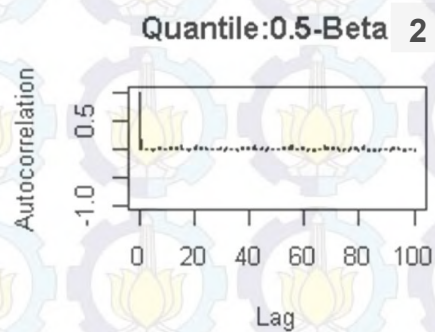
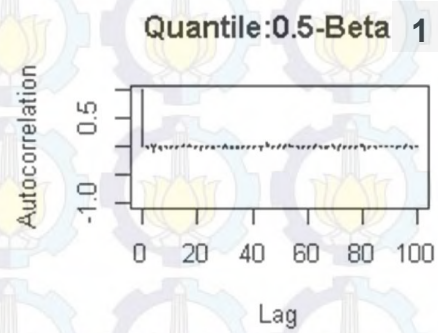
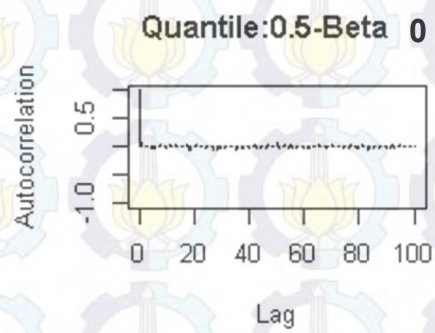


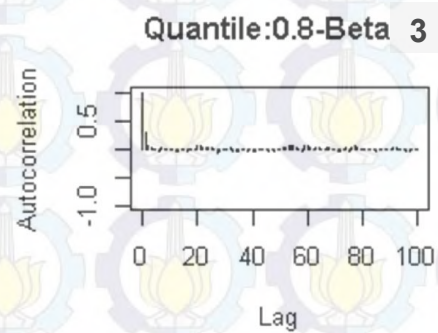
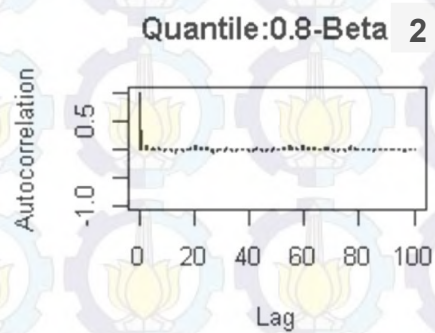
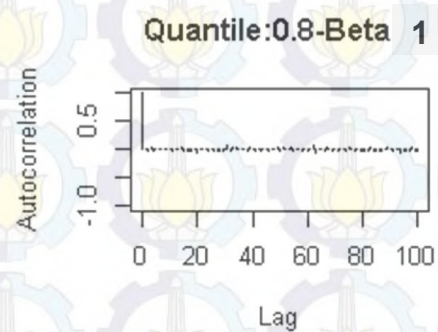
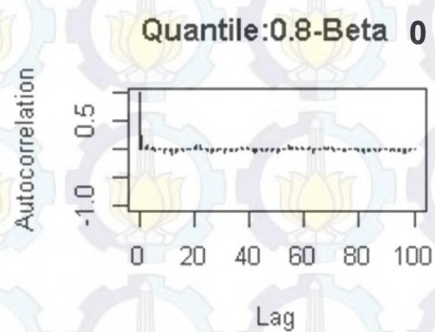
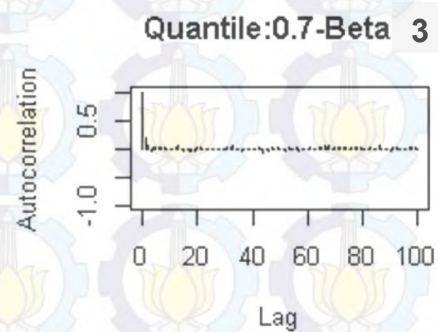
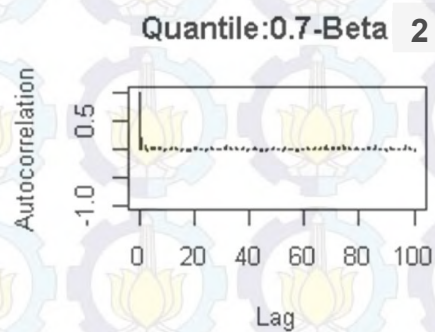
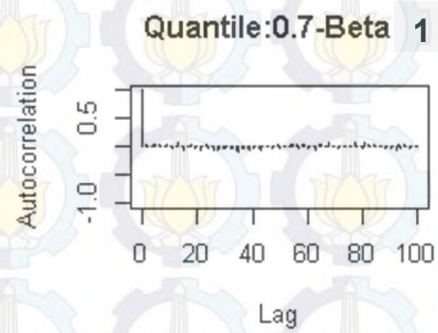
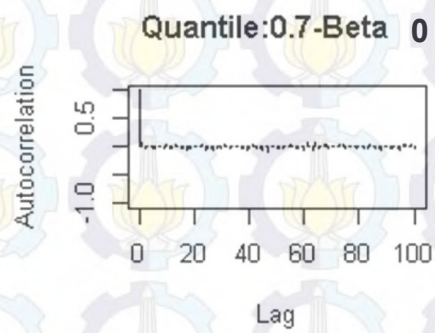
Quantile:0.05-Beta 3

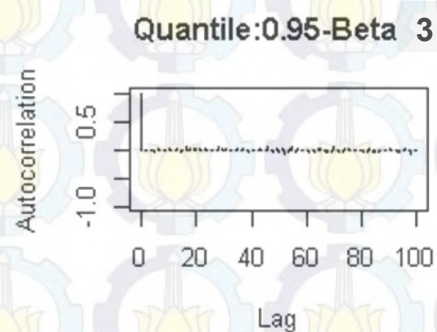
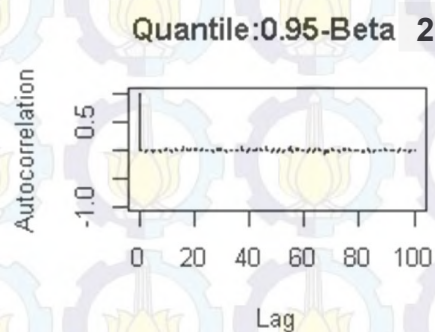
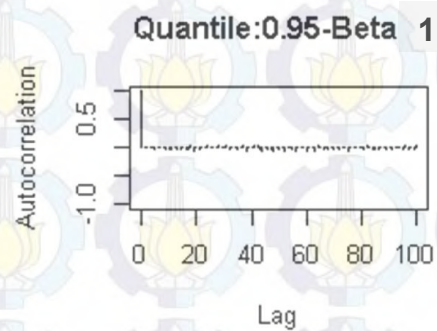
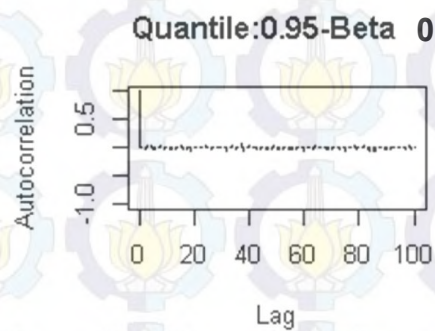
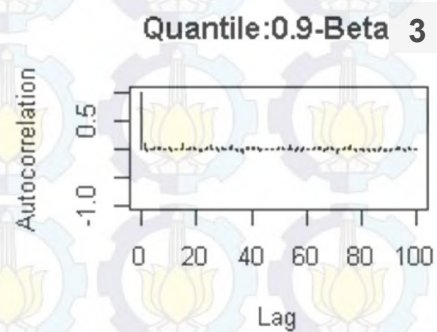
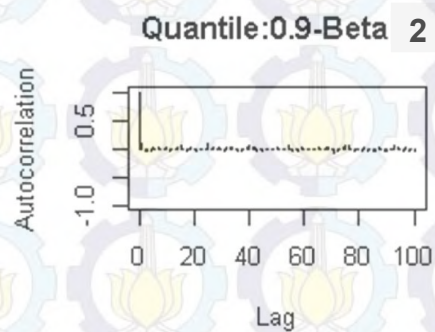
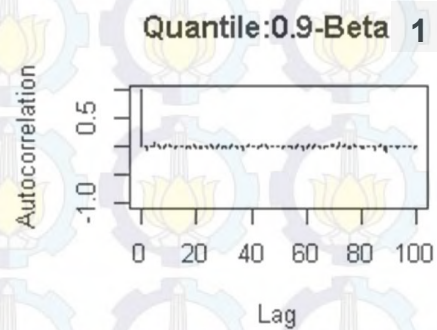
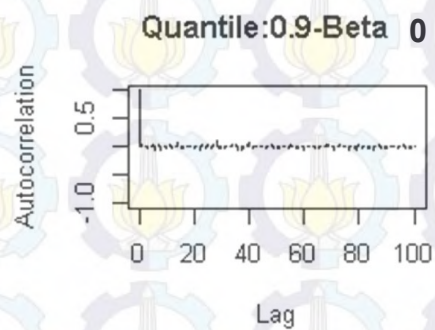












Lampiran 4.2 Uji Konvergensi Heidel untuk Metode BALQR

heidel.diag(Q005BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.381

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	4.51	0.00412

heidel.diag(Q005BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.848

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	0.0937	0.000196

heidel.diag(Q005BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.156

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	0.069	0.000157

heidel.diag(Q005BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.171

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	-0.00046	2.4e-06

heidel.diag(Q01BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.961

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	4.05	0.00411

heidel.diag(Q01BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.903

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	0.13	0.000175

heidel.diag(Q01BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.493

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	0.0901	0.000163

heidel.diag(Q01BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.436

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	-0.000673	1.92e-06

heidel.diag(Q02BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.0527

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	3.32	0.00223

heidel.diag(Q02BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.317

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	0.169	8.73e-05

heidel.diag(Q02BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.0726

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	0.137	9.12e-05

heidel.diag(Q02BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.356

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	-0.00119	1.22e-06

heidel.diag(Q03BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.57

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	3.84	0.00124

heidel.diag(Q03BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity	start	p-value
test	iteration		
[,1]	passed	1	0.742

	Halfwidth	Mean	Halfwidth
test			
[,1]	passed	0.152	6.61e-05

heide1.diag(Q03BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.728

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.148	6.24e-05

heide1.diag(Q03BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.71

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed -0.0014	1.07e-06

heide1.diag(Q04BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.907

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 4.39	0.0013

heide1.diag(Q04BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.861

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.135	7.46e-05

heide1.diag(Q04BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.939

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.147	5.13e-05

heide1.diag(Q04BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.984

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed -0.00145	9.41e-07

heide1.diag(Q05BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.588

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 4.82	0.00124

heide1.diag(Q05BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.32

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.126	5.73e-05

heide1.diag(Q05BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.382

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.147	0.000101

heide1.diag(Q05BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.344

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed -0.00155	1.77e-06

heide1.diag(Q06BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.409

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 5.49	0.00147

heide1.diag(Q06BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.589

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.118	5.98e-05

heide1.diag(Q06BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.66

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.128	0.000103

heide1.diag(Q06BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.651

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed -0.00134	1.59e-06

heide1.diag(Q07BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.368

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 6.26	0.00149

heide1.diag(Q07BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test	iteration	
[,1]	passed 1	0.616

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.111	7.59e-05

heide1.diag(Q07BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.269

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	0.102 0.000107

heide1.diag(Q07BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.445

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	-0.00105 1.87e-06

heide1.diag(Q08BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.701

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	6.81 0.00216

heide1.diag(Q08BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.209

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	0.104 6.35e-05

heide1.diag(Q08BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.544

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	0.0873 0.000159

heide1.diag(Q08BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.622

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	-0.000852 2.63e-06

heide1.diag(Q09BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.667

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	7.41 0.00202

heide1.diag(Q09BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.413

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	0.102 0.00011

heide1.diag(Q09BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.157

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	0.0666 0.000112

heide1.diag(Q09BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.217

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	-0.000535 1.78e-06

heide1.diag(Q095BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.204

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	7.96 0.00254

heide1.diag(Q095BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.0819

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	0.0813 0.00015

heide1.diag(Q095BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.332

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	0.0707 9.23e-05

heide1.diag(Q095BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.363

	Halfwidth Mean	Halfwidth test
[,1]	passed	-0.00066 1.54e-06

Lampiran 4.3 Summary untuk Metode BALQR

Type of dependent variable: continuous
Lasso variable selection: yes
Estimated quantile: 0.05
Lower credible bound: 0.025
Upper credible bound: 0.975
Number of burnin draws: 200
Number of retained draws: 1300
Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	4.51342	4.370600	4.653698
edu	0.09369	0.087078	0.101327
exp	0.06901	0.064258	0.074429
exp2	-0.00046	-0.000546	-0.000392

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0264

Type of dependent variable: continuous
Lasso variable selection: yes
Estimated quantile: 0.1
Lower credible bound: 0.025
Upper credible bound: 0.975
Number of burnin draws: 200
Number of retained draws: 1300
Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	4.051739	3.915982	4.18924
edu	0.130300	0.123832	0.13618
exp	0.090136	0.085771	0.09531
exp2	-0.000673	-0.000736	-0.00062

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0249	0.0264

Type of dependent variable: continuous
Lasso variable selection: yes
Estimated quantile: 0.2
Lower credible bound: 0.025
Upper credible bound: 0.975
Number of burnin draws: 200
Number of retained draws: 1300
Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	3.31987	3.24803	3.39302
edu	0.16873	0.16540	0.17174
exp	0.13737	0.13429	0.14045
exp2	-0.00119	-0.00123	-0.00114

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0264

Type of dependent variable: continuous
Lasso variable selection: yes
Estimated quantile: 0.3
Lower credible bound: 0.025
Upper credible bound: 0.975
Number of burnin draws: 200
Number of retained draws: 1300
Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	3.8396	3.79310	3.88360
edu	0.1516	0.14926	0.15423
exp	0.1483	0.14597	0.15051
exp2	-0.0014	-0.00144	-0.00136

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0264

Type of dependent variable: continuous
Lasso variable selection: yes
Estimated quantile: 0.4
Lower credible bound: 0.025
Upper credible bound: 0.975
Number of burnin draws: 200
Number of retained draws: 1300
Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	4.38864	4.3413	4.43461
edu	0.13498	0.1325	0.13777
exp	0.14717	0.1449	0.14970
exp2	-0.00145	-0.0015	-0.00141

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0265

Type of dependent variable: continuous
Lasso variable selection: yes
Estimated quantile: 0.5
Lower credible bound: 0.025
Upper credible bound: 0.975
Number of burnin draws: 200
Number of retained draws: 1300
Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	4.82279	4.7798	4.86605
edu	0.12551	0.1234	0.12782
exp	0.14723	0.1440	0.15030
exp2	-0.00155	-0.0016	-0.00149

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0249	0.0264

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: yes
 Estimated quantile: 0.6
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	5.48947	5.43991	5.53568
edu	0.11787	0.11576	0.12001
exp	0.12788	0.12485	0.13064
exp2	-0.00134	-0.00138	-0.00129

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0264

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: yes
 Estimated quantile: 0.7
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	6.25741	6.20582	6.305651
edu	0.11105	0.10859	0.113642
exp	0.10219	0.09938	0.105625
exp2	-0.00105	-0.00111	-0.000999

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0264

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: yes
 Estimated quantile: 0.8
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	6.810360	6.747101	6.875375
edu	0.104210	0.102054	0.106768
exp	0.087293	0.083064	0.090956
exp2	-0.000852	-0.000916	-0.000781

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0264

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: yes
 Estimated quantile: 0.9
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	7.410454	7.345158	7.483368
edu	0.102385	0.097955	0.106068
exp	0.066639	0.063280	0.070547
exp2	-0.000535	-0.000599	-0.000481

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0264

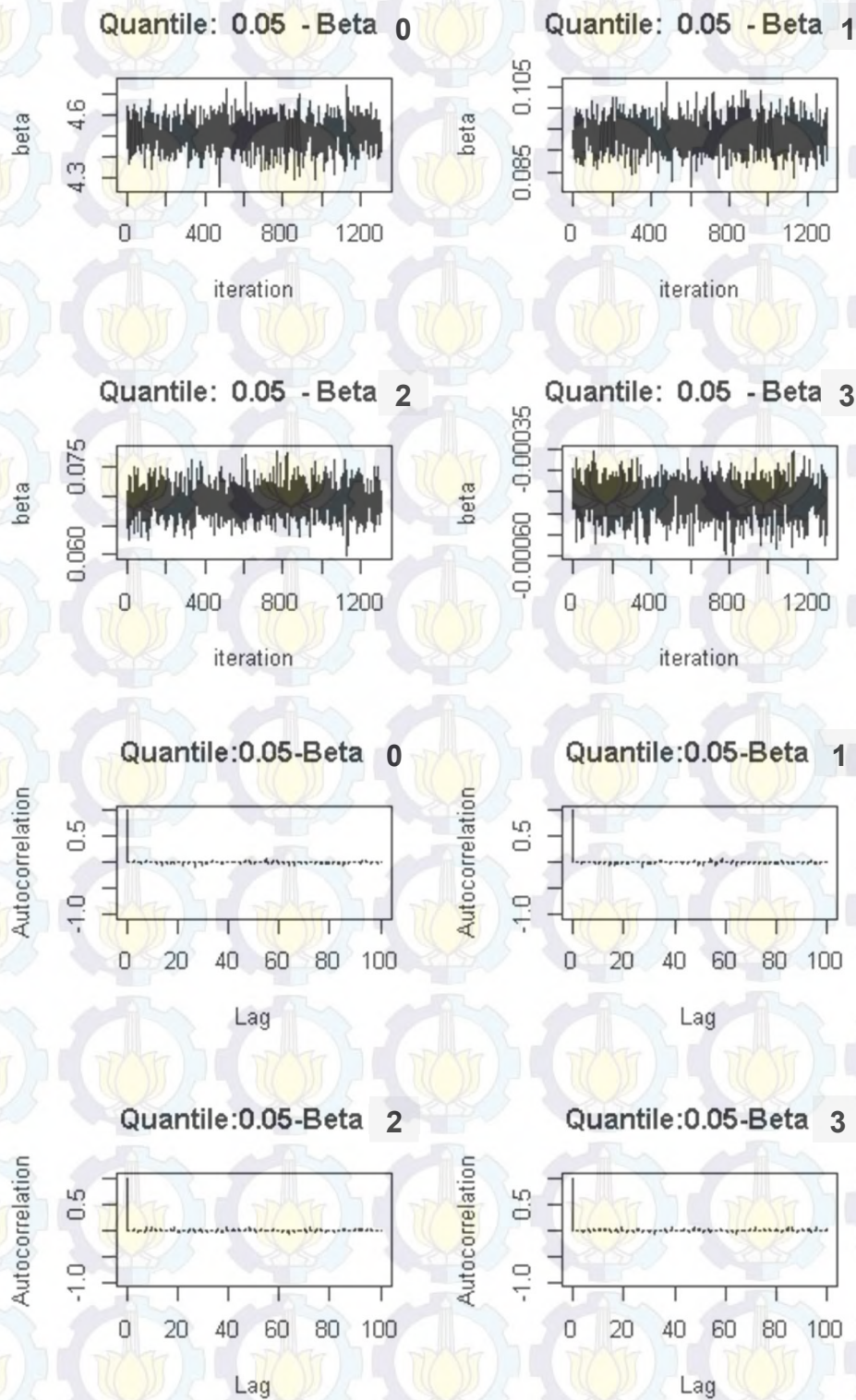
Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: yes
 Estimated quantile: 0.95
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	7.96220	7.868826	8.053494
edu	0.08133	0.076252	0.087282
exp	0.07074	0.067253	0.073861
exp2	-0.00066	-0.000712	-0.000597

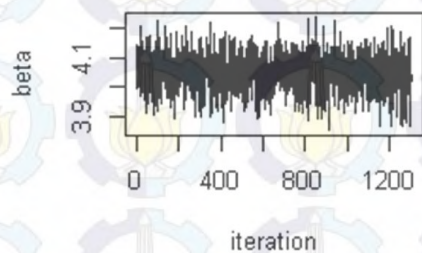
Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0264

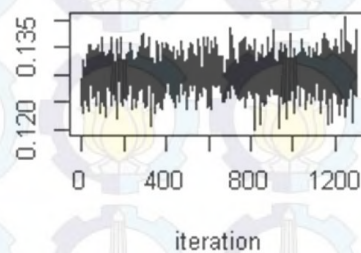
Lampiran 4.4 Trace MCMC dan Plot Autokorelasai untuk Metode BQR



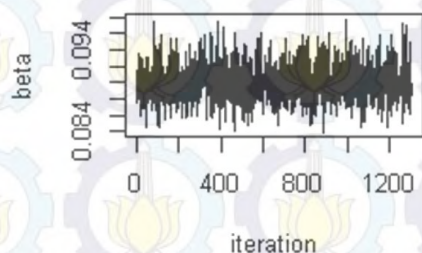
Quantile: 0.1 - Beta 0



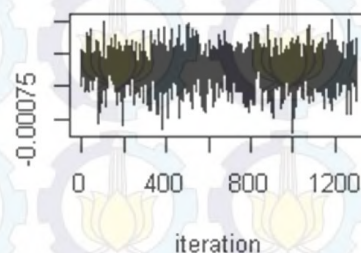
Quantile: 0.1 - Beta 1



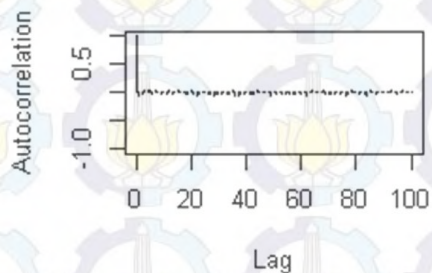
Quantile: 0.1 - Beta 2



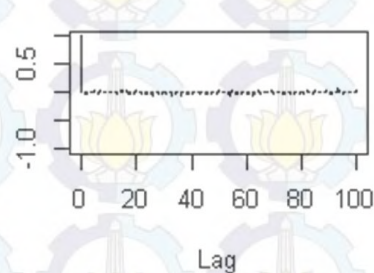
Quantile: 0.1 - Beta 3



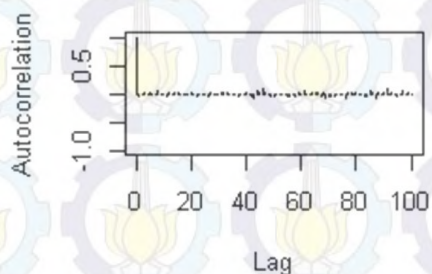
Quantile:0.1-Beta 0



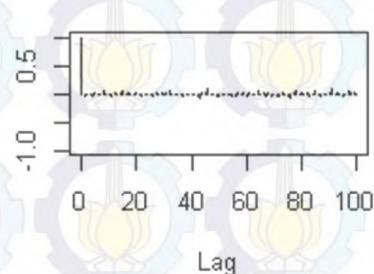
Quantile:0.1-Beta 1

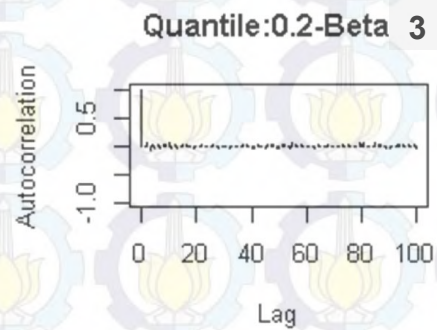
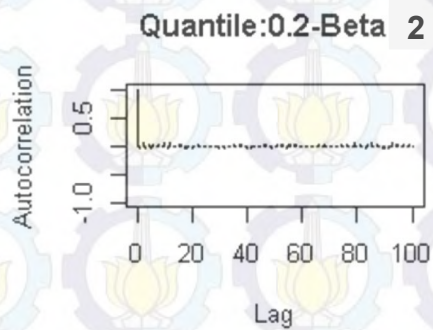
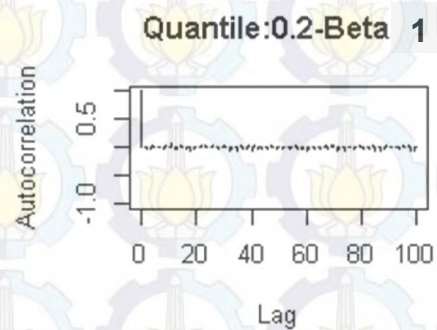
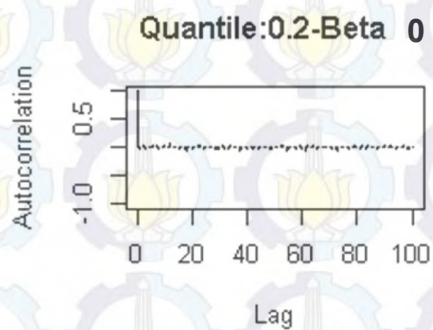
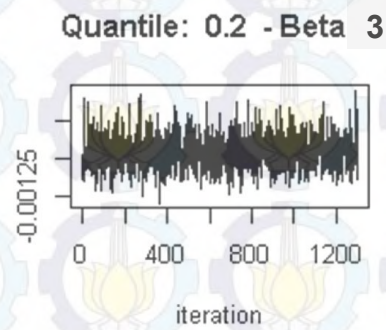
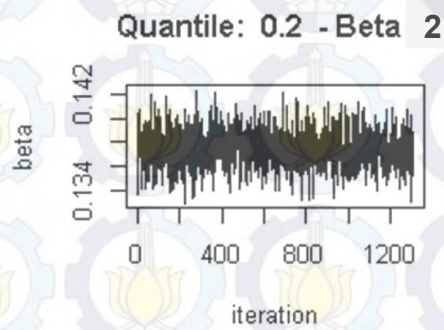
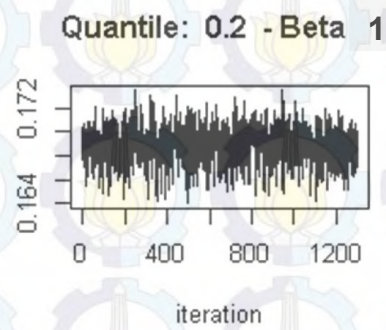
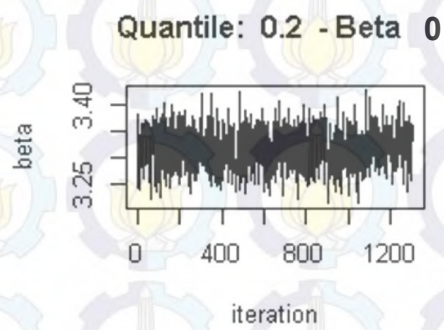


Quantile:0.1-Beta 2

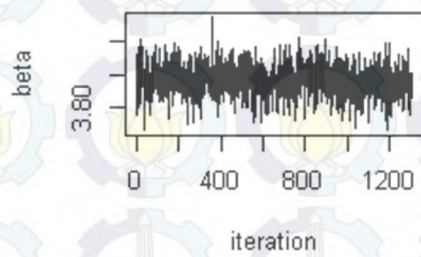


Quantile:0.1-Beta 3

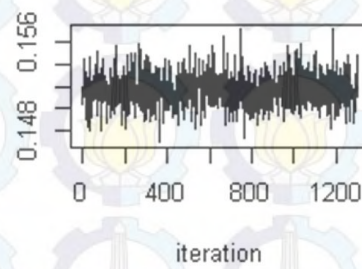




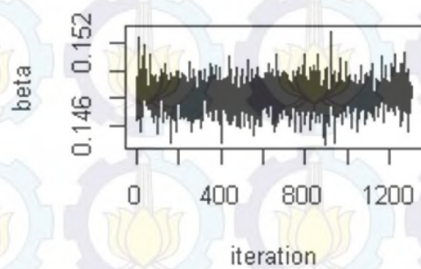
Quantile: 0.3 - Beta 0



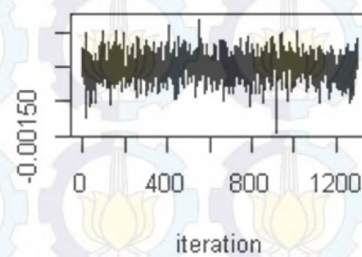
Quantile: 0.3 - Beta 1



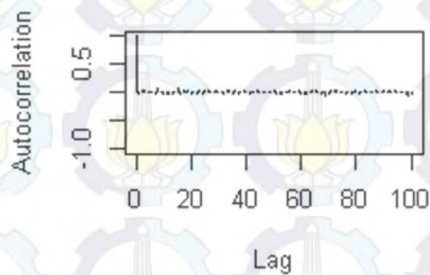
Quantile: 0.3 - Beta 2



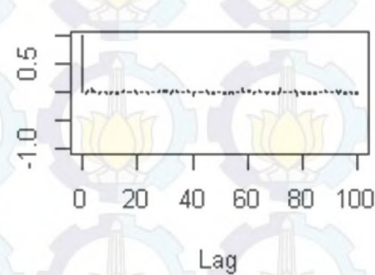
Quantile: 0.3 - Beta 3



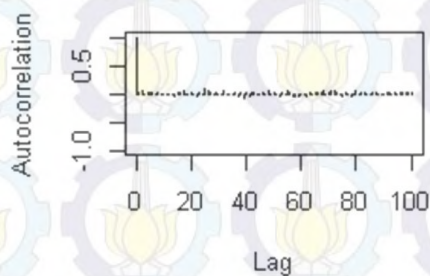
Quantile:0.3-Beta 0



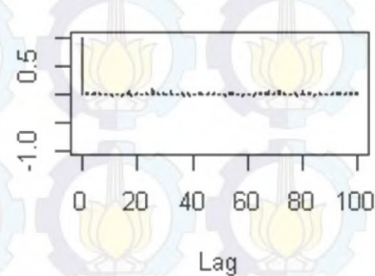
Quantile:0.3-Beta 1

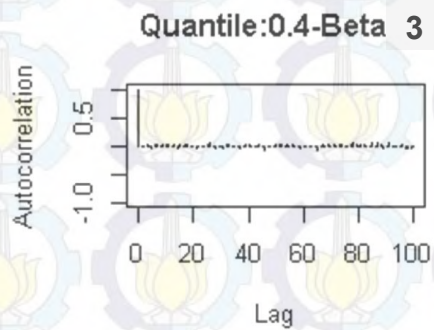
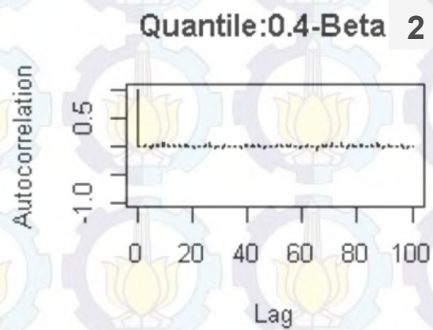
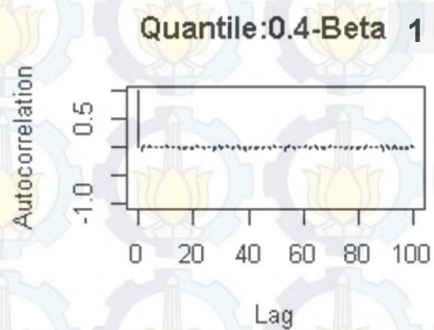
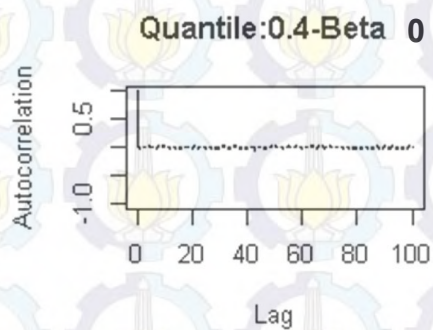
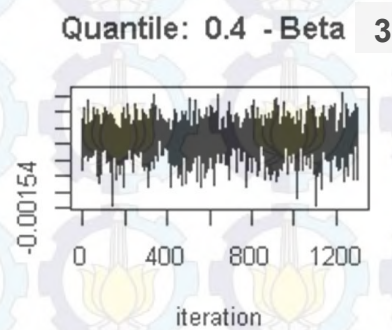
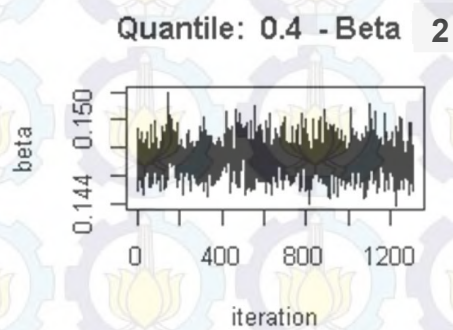
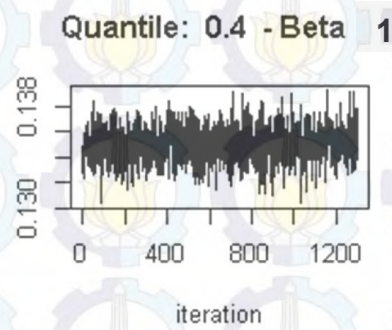
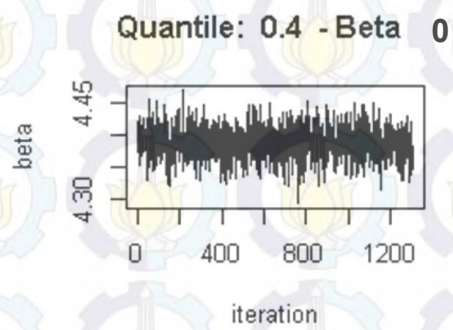


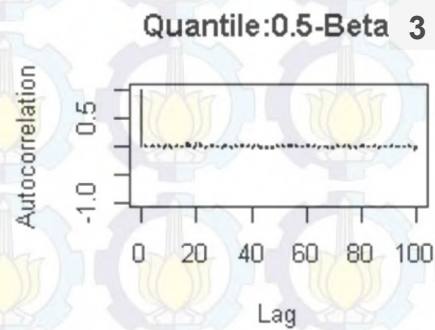
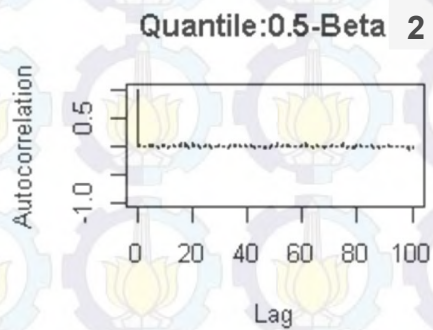
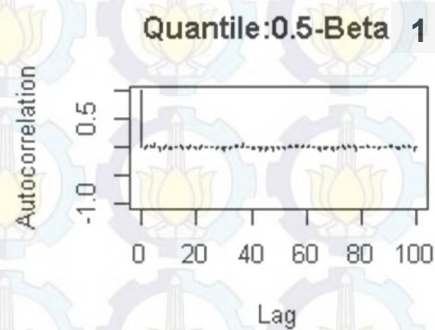
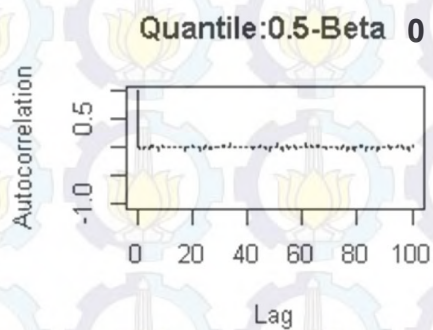
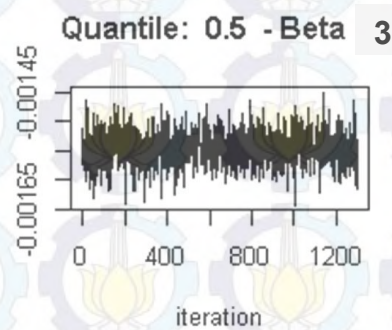
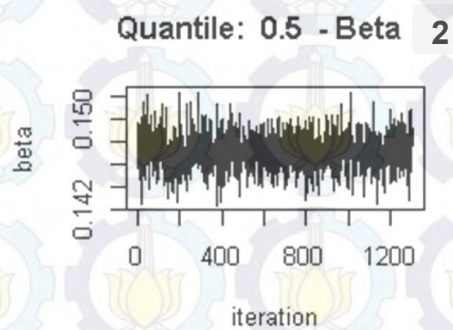
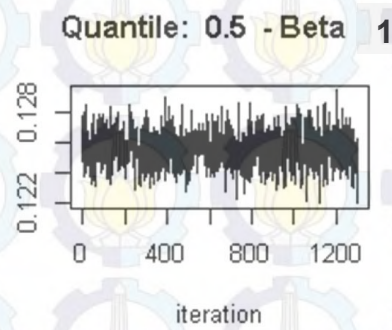
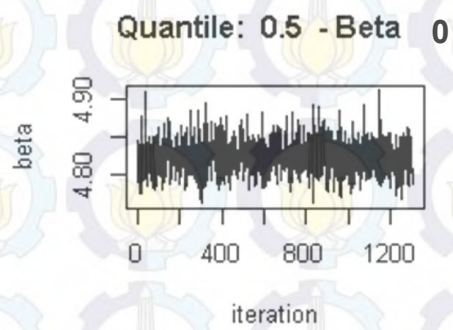
Quantile:0.3-Beta 2



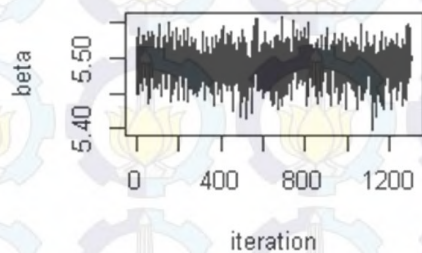
Quantile:0.3-Beta 3



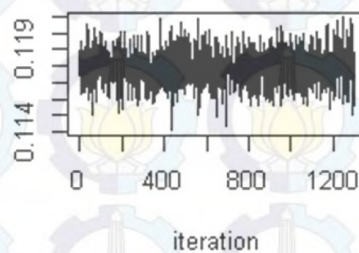




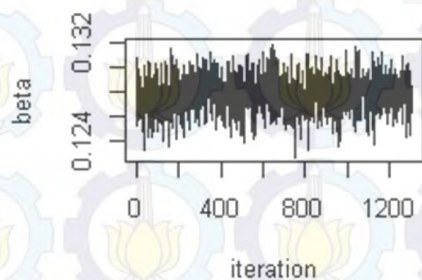
Quantile: 0.6 - Beta 0



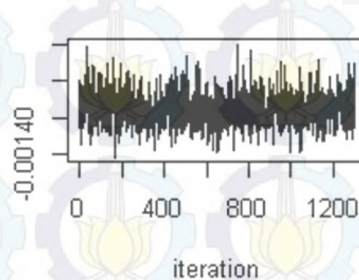
Quantile: 0.6 - Beta 1



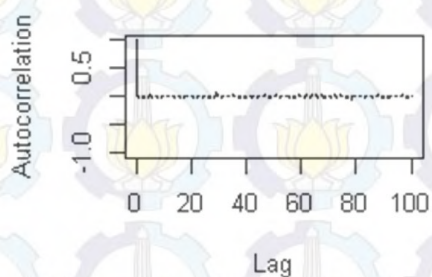
Quantile: 0.6 - Beta 2



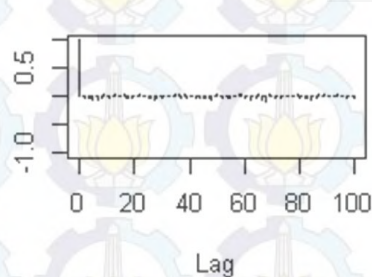
Quantile: 0.6 - Beta 3



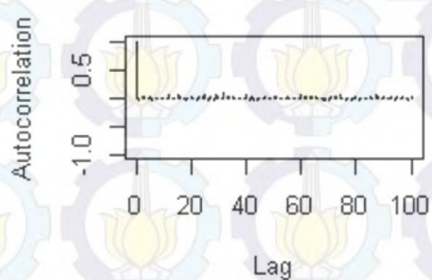
Quantile:0.6-Beta 0



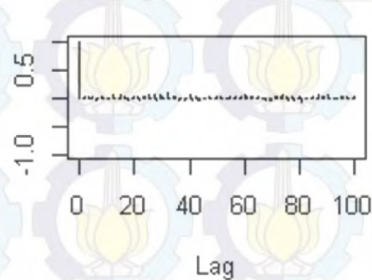
Quantile:0.6-Beta 1



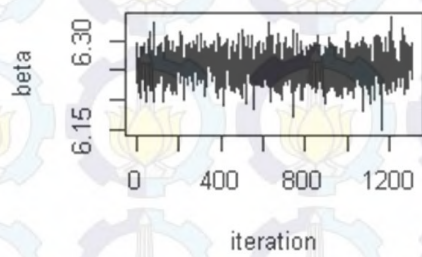
Quantile:0.6-Beta 2



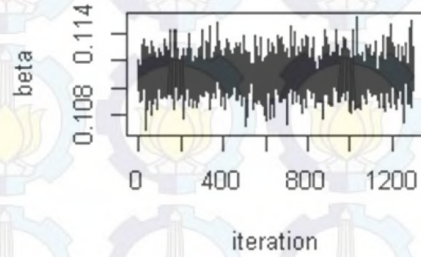
Quantile:0.6-Beta 3



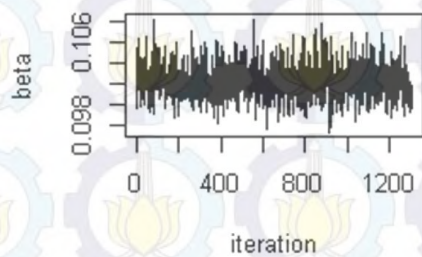
Quantile: 0.7 - Beta 0



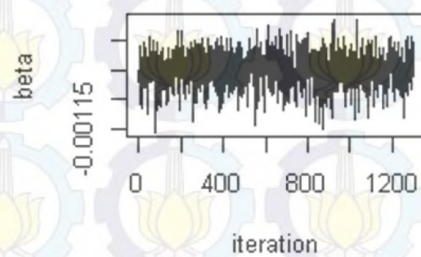
Quantile: 0.7 - Beta 1



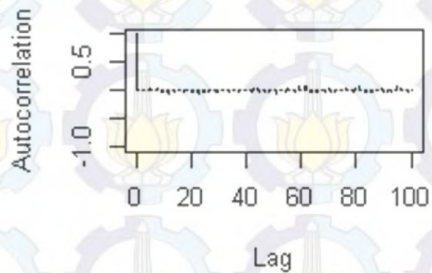
Quantile: 0.7 - Beta 2



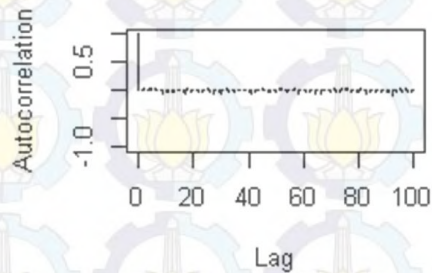
Quantile: 0.7 - Beta 3



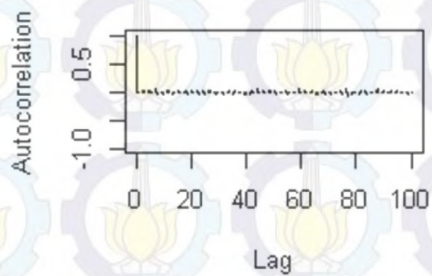
Quantile:0.7-Beta 0



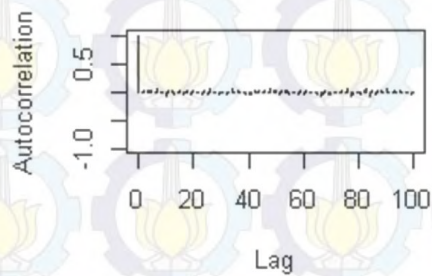
Quantile:0.7-Beta 1

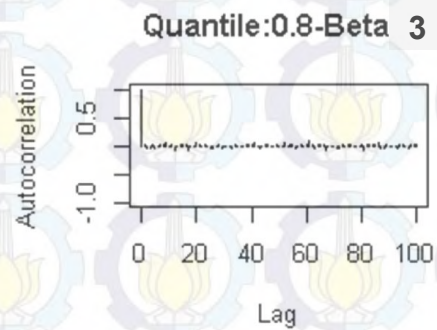
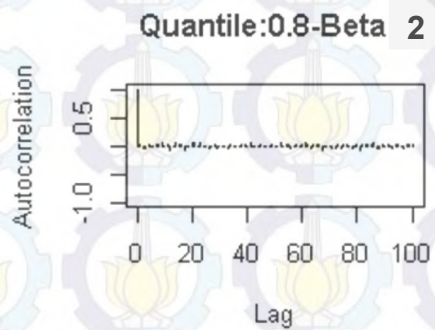
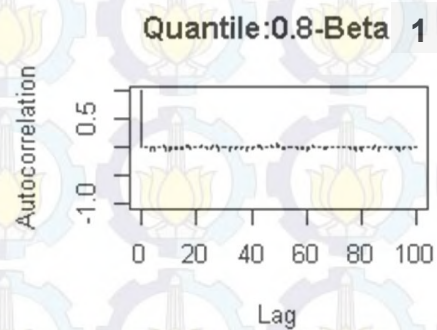
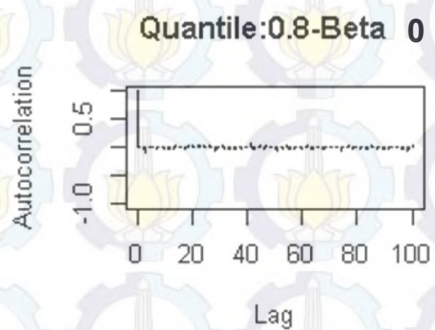
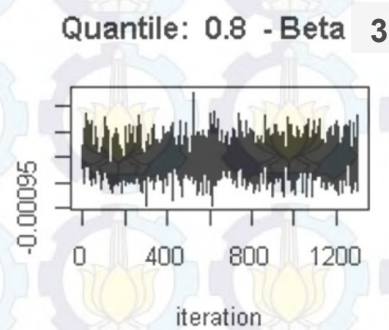
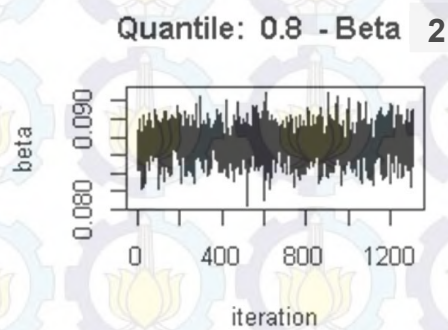
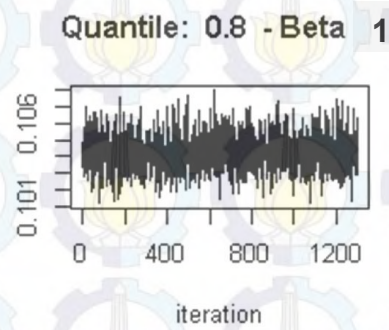
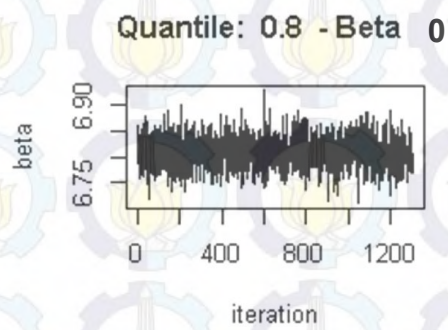


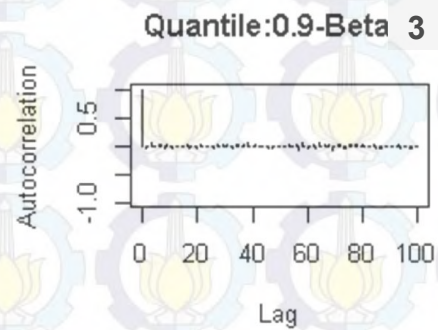
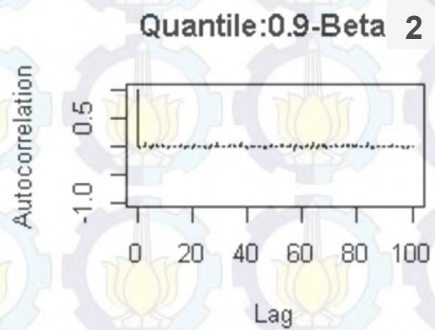
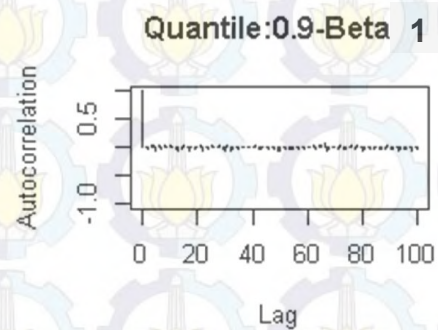
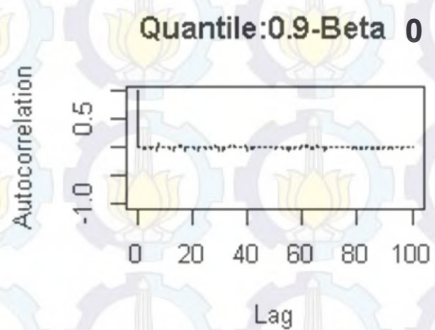
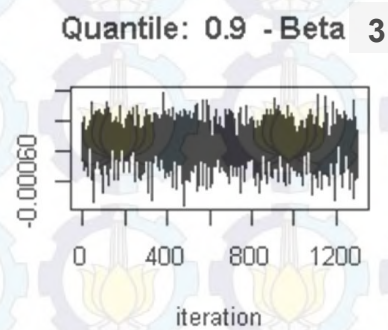
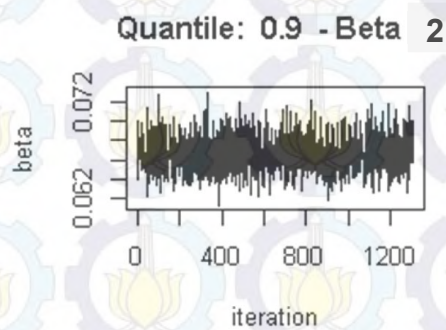
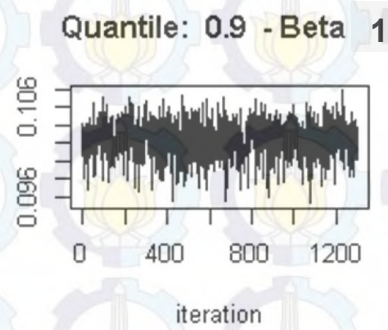
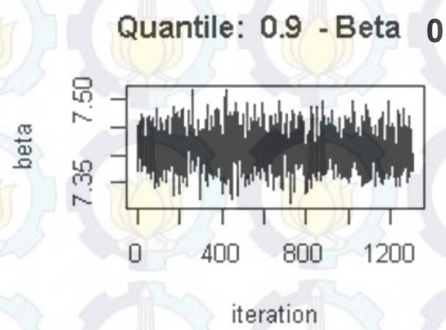
Quantile:0.7-Beta 2



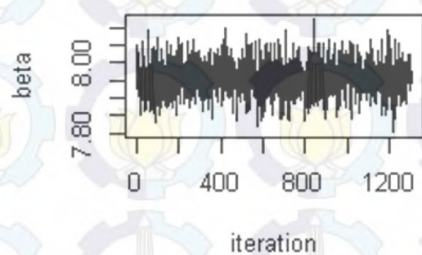
Quantile:0.7-Beta 3



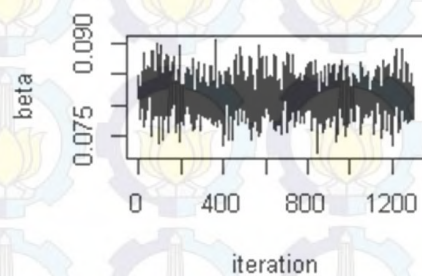




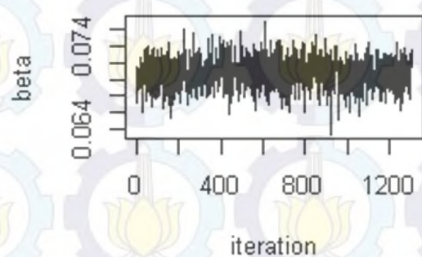
Quantile: 0.95 - Beta 0



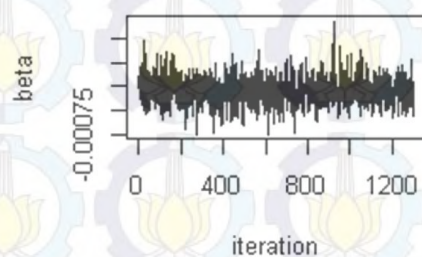
Quantile: 0.95 - Beta 1



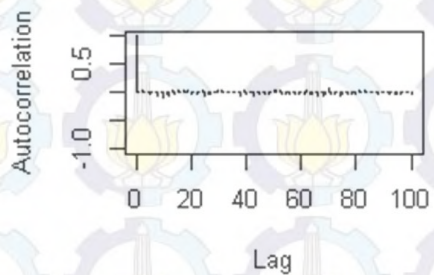
Quantile: 0.95 - Beta 2



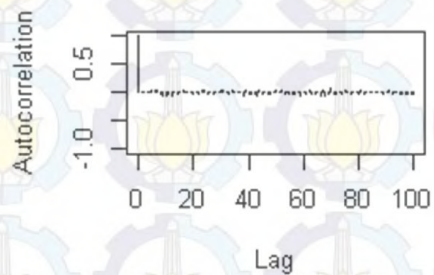
Quantile: 0.95 - Beta 3



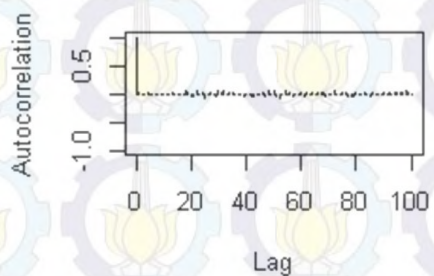
Quantile:0.95-Beta 0



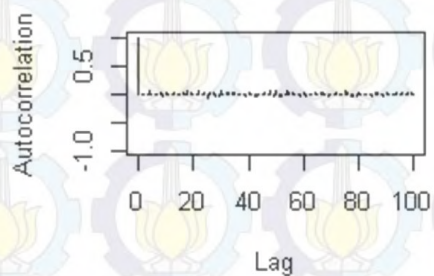
Quantile:0.95-Beta 1



Quantile:0.95-Beta 2



Quantile:0.95-Beta 3



Lampiran 4.5 Uji Konvergensi Heidel untuk Metode BQR

heidel.diag(Q005BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

Stationarity test	start iteration	p-value
[,1] passed	1	0.861

Halfwidth Mean Halfwidth test
[,1] passed 4.51 0.00382

heidel.diag(Q005BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

Stationarity test	start iteration	p-value
[,1] passed	1	0.617

Halfwidth Mean Halfwidth test
[,1] passed 0.0937 0.000201

heidel.diag(Q005BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

Stationarity test	start iteration	p-value
[,1] passed	1	0.278

Halfwidth Mean Halfwidth test
[,1] passed 0.0692 0.000141

heidel.diag(Q005BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

Stationarity test	start iteration	p-value
[,1] passed	1	0.066

Halfwidth Mean Halfwidth test
[,1] passed -0.000463 2.19e-06

heidel.diag(Q01BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

Stationarity test	start iteration	p-value
[,1] passed	1	0.543

Halfwidth Mean Halfwidth test
[,1] passed 4.05 0.00378

heidel.diag(Q01BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

Stationarity test	start iteration	p-value
[,1] passed	1	0.475

Halfwidth Mean Halfwidth test
[,1] passed 0.13 0.000168

heidel.diag(Q01BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

Stationarity test	start iteration	p-value
[,1] passed	1	0.84

Halfwidth Mean Halfwidth test
[,1] passed 0.0901 0.00012

heidel.diag(Q01BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

Stationarity test	start iteration	p-value
[,1] passed	1	0.785

Halfwidth Mean Halfwidth test
[,1] passed -0.000672 1.42e-06

heidel.diag(Q02BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

Stationarity test	start iteration	p-value
[,1] passed	1	0.0787

Halfwidth Mean Halfwidth test
[,1] passed 3.32 0.00199

heidel.diag(Q02BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

Stationarity test	start iteration	p-value
[,1] passed	1	0.303

Halfwidth Mean Halfwidth test
[,1] passed 0.169 8.59e-05

heidel.diag(Q02BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

Stationarity test	start iteration	p-value
[,1] passed	1	0.183

Halfwidth Mean Halfwidth test
[,1] passed 0.137 8.27e-05

heidel.diag(Q02BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

Stationarity test	start iteration	p-value
[,1] passed	1	0.326

Halfwidth Mean Halfwidth test
[,1] passed -0.00119 1.14e-06

heidel.diag(Q03BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

Stationarity test	start iteration	p-value
[,1] passed	521	0.121

Halfwidth Mean Halfwidth test
[,1] passed 3.84 0.00169

heidel.diag(Q03BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

Stationarity test	start iteration	p-value
[,1] passed	1	0.545

Halfwidth Mean Halfwidth test
[,1] passed 0.152 8.21e-05

heidel.diag(Q03BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test iteration		
[,1]	failed NA	0.0309

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	<NA> NA	NA

heidel.diag(Q03BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test iteration		
[,1]	passed 1	0.0954

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed -0.0014	1.03e-06

heidel.diag(Q04BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test iteration		
[,1]	passed 1	0.599

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 4.39	0.00135

heidel.diag(Q04BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test iteration		
[,1]	passed 1	0.255

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.135	7.19e-05

heidel.diag(Q04BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test iteration		
[,1]	passed 1	0.257

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.147	6.49e-05

heidel.diag(Q04BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test iteration		
[,1]	passed 1	0.409

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed -0.00145	1.16e-06

heidel.diag(Q05BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test iteration		
[,1]	passed 1	0.234

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 4.82	0.00114

heidel.diag(Q05BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test iteration		
[,1]	passed 1	0.567

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.126	7.24e-05

heidel.diag(Q05BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test iteration		
[,1]	passed 1	0.772

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.147	8.57e-05

heidel.diag(Q05BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test iteration		
[,1]	passed 1	0.729

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed -0.00155	1.54e-06

heidel.diag(Q06BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test iteration		
[,1]	passed 1	0.781

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 5.49	0.00133

heidel.diag(Q06BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test iteration		
[,1]	passed 1	0.68

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.118	5.76e-05

heidel.diag(Q06BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test iteration		
[,1]	passed 1	0.185

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed 0.128	8.22e-05

heidel.diag(Q06BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity start	p-value
test iteration		
[,1]	passed 131	0.712

	Halfwidth Mean	Halfwidth
test		
[,1]	passed -0.00134	1.31e-06

heide1.diag(Q07BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.674

	Halfwidth test	Mean	Halfwidth
[,1]	passed	6.26	0.00135

heide1.diag(Q07BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.494

	Halfwidth test	Mean	Halfwidth
[,1]	passed	0.111	7.22e-05

heide1.diag(Q07BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.513

	Halfwidth test	Mean	Halfwidth
[,1]	passed	0.102	8.62e-05

heide1.diag(Q07BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.555

	Halfwidth test	Mean	Halfwidth
[,1]	passed	-0.00105	1.52e-06

heide1.diag(Q08BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.483

	Halfwidth test	Mean	Halfwidth
[,1]	passed	6.81	0.00153

heide1.diag(Q08BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.964

	Halfwidth test	Mean	Halfwidth
[,1]	passed	0.104	6.01e-05

heide1.diag(Q08BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.178

	Halfwidth test	Mean	Halfwidth
[,1]	passed	0.0873	0.000105

heide1.diag(Q08BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.137

	Halfwidth test	Mean	Halfwidth
[,1]	passed	-0.000852	1.85e-06

heide1.diag(Q09BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.515

	Halfwidth test	Mean	Halfwidth
[,1]	passed	7.41	0.00183

heide1.diag(Q09BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.967

	Halfwidth test	Mean	Halfwidth
[,1]	passed	0.102	0.000106

heide1.diag(Q09BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.317

	Halfwidth test	Mean	Halfwidth
[,1]	passed	0.0666	0.000101

heide1.diag(Q09BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.469

	Halfwidth test	Mean	Halfwidth
[,1]	passed	-0.000534	1.74e-06

heide1.diag(Q095BETA0,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.739

	Halfwidth test	Mean	Halfwidth
[,1]	passed	7.96	0.00263

heide1.diag(Q095BETA1,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.209

	Halfwidth test	Mean	Halfwidth
[,1]	passed	0.0815	0.000153

heide1.diag(Q095BETA2,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.154

	Halfwidth test	Mean	Halfwidth
[,1]	passed	0.0707	9.55e-05

heide1.diag(Q095BETA3,eps=0.01,pvalue=0.05)

	Stationarity test	start iteration	p-value
[,1]	passed	1	0.199

	Halfwidth test	Mean	Halfwidth
[,1]	passed	-0.000659	1.53e-06

Lampiran 4.6 Summary untuk Metode BQR

Type of dependent variable: continuous

Lasso variable selection: no

Estimated quantile: 0.05

Lower credible bound: 0.025

Upper credible bound: 0.975

Number of burnin draws: 200

Number of retained draws: 1300

Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	4.510160	4.366338	4.641701
edu	0.093726	0.086822	0.100887
exp	0.069185	0.064378	0.074611
exp2	-0.000463	-0.000551	-0.000395

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0264

Type of dependent variable: continuous

Lasso variable selection: no

Estimated quantile: 0.1

Lower credible bound: 0.025

Upper credible bound: 0.975

Number of burnin draws: 200

Number of retained draws: 1300

Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	4.054216	3.916663	4.170736
edu	0.130111	0.124173	0.136024
exp	0.090110	0.085997	0.095025
exp2	-0.000672	-0.000731	-0.000624

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0264

Type of dependent variable: continuous

Lasso variable selection: no

Estimated quantile: 0.2

Lower credible bound: 0.025

Upper credible bound: 0.975

Number of burnin draws: 200

Number of retained draws: 1300

Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	3.31619	3.24654	3.38423
edu	0.16887	0.16545	0.17182
exp	0.13747	0.13451	0.14059
exp2	-0.00119	-0.00123	-0.00114

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0265

Type of dependent variable: continuous

Lasso variable selection: no

Estimated quantile: 0.3

Lower credible bound: 0.025

Upper credible bound: 0.975

Number of burnin draws: 200

Number of retained draws: 1300

Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	3.8413	3.79110	3.88730
edu	0.1516	0.14909	0.15453
exp	0.1482	0.14597	0.15023
exp2	-0.0014	-0.00144	-0.00137

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0264

Type of dependent variable: continuous

Lasso variable selection: no

Estimated quantile: 0.4

Lower credible bound: 0.025

Upper credible bound: 0.975

Number of burnin draws: 200

Number of retained draws: 1300

Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	4.38789	4.3383	4.43751
edu	0.13501	0.1323	0.13766
exp	0.14720	0.1450	0.14967
exp2	-0.00145	-0.0015	-0.00141

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0264

Type of dependent variable: continuous

Lasso variable selection: no

Estimated quantile: 0.5

Lower credible bound: 0.025

Upper credible bound: 0.975

Number of burnin draws: 200

Number of retained draws: 1300

Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	4.82279	4.7822	4.86481
edu	0.12553	0.1234	0.12781
exp	0.14719	0.1440	0.15024
exp2	-0.00155	-0.0016	-0.00149

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0264

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: no
 Estimated quantile: 0.6
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	5.49009	5.44055	5.53600
edu	0.11786	0.11589	0.11998
exp	0.12784	0.12485	0.13073
exp2	-0.00134	-0.00138	-0.00129

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0264

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: no
 Estimated quantile: 0.7
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	6.25730	6.20998	6.306024
edu	0.11105	0.10862	0.113648
exp	0.10221	0.09939	0.105688
exp2	-0.00105	-0.00111	-0.000999

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0264

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: no
 Estimated quantile: 0.8
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	6.810471	6.751024	6.869679
edu	0.104234	0.102130	0.106624
exp	0.087274	0.083430	0.090915
exp2	-0.000852	-0.000914	-0.000785

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0264

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: no
 Estimated quantile: 0.9
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	7.410236	7.3505	7.478228
edu	0.102410	0.0979	0.105966
exp	0.066614	0.0634	0.070327
exp2	-0.000534	-0.0006	-0.000482

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0265

Type of dependent variable: continuous
 Lasso variable selection: no
 Estimated quantile: 0.95
 Lower credible bound: 0.025
 Upper credible bound: 0.975
 Number of burnin draws: 200
 Number of retained draws: 1300
 Summary of the estimated beta:

	Bayes Estimate	lower	upper
(Intercept)	7.958121	7.863776	8.055178
edu	0.081535	0.076097	0.087567
exp	0.070719	0.067251	0.074008
exp2	-0.000659	-0.000712	-0.000601

Summary of the estimated sigma:

	Bayes Estimate	lower	upper
sigma	0.0256	0.0248	0.0263

Lampiran 4.7 Summary untuk Metode QR

tau: [1] 0.05

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	4.54658	0.20644	22.02341	0.00000
edu	0.09248	0.01056	8.75706	0.00000
exp	0.06731	0.01120	6.00929	0.00000
exp2	-0.00043	0.00019	-2.27219	0.02316

Call: rq(formula = lnupahjam ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = jasa)

tau: [1] 0.1

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	4.07459	0.19792	20.58741	0.00000
edu	0.13091	0.01012	12.93020	0.00000
exp	0.08843	0.01074	8.23585	0.00000
exp2	-0.00065	0.00018	-3.57848	0.00035

Call: rq(formula = lnupahjam ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = jasa)

tau: [1] 0.2

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	3.32273	0.18908	17.57277	0.00000
edu	0.16888	0.00967	17.46008	0.00000
exp	0.13776	0.01026	13.42888	0.00000
exp2	-0.00120	0.00017	-6.92091	0.00000

Call: rq(formula = lnupahjam ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = jasa)

tau: [1] 0.3

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	3.83756	0.11271	34.04754	0.00000
edu	0.15154	0.00577	26.28320	0.00000
exp	0.14861	0.00612	24.30211	0.00000
exp2	-0.00141	0.00010	-13.57825	0.00000

Call: rq(formula = lnupahjam ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = jasa)

tau: [1] 0.4

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	4.38378	0.11385	38.50377	0.00000
edu	0.13553	0.00582	23.27029	0.00000
exp	0.14656	0.00618	23.72682	0.00000
exp2	-0.00143	0.00010	-13.71025	0.00000

Call: rq(formula = lnupahjam ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = jasa)

tau: [1] 0.5

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	4.83035	0.10110	47.77643	0.00000
edu	0.12519	0.00517	24.20623	0.00000
exp	0.14685	0.00549	26.77209	0.00000
exp2	-0.00154	0.00009	-16.59010	0.00000

Call: rq(formula = lnupahjam ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = jasa)

tau: [1] 0.6

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	5.49253	0.09743	56.37186	0.00000
edu	0.11732	0.00498	23.53849	0.00000
exp	0.12850	0.00529	24.30863	0.00000
exp2	-0.00135	0.00009	-15.07924	0.00000

Call: rq(formula = lnupahjam ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = jasa)

tau: [1] 0.7

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	6.26661	0.08613	72.75578	0.00000
edu	0.11093	0.00441	25.17656	0.00000
exp	0.10188	0.00467	21.80246	0.00000
exp2	-0.00105	0.00008	-13.20326	0.00000

Call: rq(formula = lnupahjam ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = jasa)

tau: [1] 0.8

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	6.82697	0.09209	74.13459	0.00000
edu	0.10354	0.00471	21.97877	0.00000
exp	0.08713	0.00500	17.43965	0.00000
exp2	-0.00086	0.00008	-10.10163	0.00000

Call: rq(formula = lnupahjam ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = jasa)

tau: [1] 0.9

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	7.40263	0.10898	67.92629	0.00000
edu	0.10292	0.00557	18.46221	0.00000
exp	0.06674	0.00591	11.28815	0.00000
exp2	-0.00054	0.00010	-5.38141	0.00000

Call: rq(formula = lnupahjam ~ edu + exp + exp2, tau = c(0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95), data = jasa)

tau: [1] 0.95

Coefficients:

	Value	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	7.92947	0.14559	54.46474	0.00000
edu	0.08218	0.00745	11.03512	0.00000
exp	0.07199	0.00790	9.11466	0.00000
exp2	-0.00067	0.00013	-5.02712	0.00000

Lampiran 5 Kuesioner Sakernas 2014



SAK14.AK
Dibuat 1 (satu)
rangkap untuk
BPS Kab/Kota

SURVEI ANGKATAN KERJA NASIONAL 2014 KETERANGAN RUMAH TANGGA

RAHASIA

I. PENGENALAN TEMPAT			
1.	PROVINSI		
2.	KABUPATEN/KOTA ²		
3.	KECAMATAN		
4.	DESA/KELURAHAN ¹		
5.	KLASIFIKASI DESA/KELURAHAN	PERKOTAAN -1	PERDESAAN -2
6.	NOMOR BLOK SENSUS		
7.	NOMOR KODE SAMPEL SAKERNAS AGUSTUS		
8.	NOMOR URUT RUMAH TANGGA SAMPEL (SAK14.DSRT BLOK II KOLOM (1))		
9.	NAMA KEPALA RUMAH TANGGA		
10.	HASIL KUNJUNGAN	1. BERMASIL 2. MENOLAK 3. TIDAK DAPAT DITEMUI	BLOK II STOP <input type="checkbox"/>

II. RINGKASAN	
1.	JUMLAH ANGGOTA RUMAH TANGGA <input type="text"/>
2.	JUMLAH ANGGOTA RUMAH TANGGA YANG BERUMUR 10 TAHUN KE ATAS <input type="text"/>

III. KETERANGAN PETUGAS			
1.	A. KODE PENCACAH:	<input type="text"/>	
	B. NO. HP PENCACAH:	<input type="text"/>	
2.	NAMA PENCACAH:	TANGGAL PENCACAHAN:	TANDA TANGAN:
3.	A. NAMA PENGAWAS:	TANGGAL PEMERIKSAAN:	TANDA TANGAN:
	B. NO HP PENGAWAS:	<input type="text"/>	

² County yang tidak perlu

IV. KETERANGAN ANGGOTA RUMAH TANGGA

No. urut	Nama anggota rumah tangga	Hubungan dengan kepala rumah tangga (kode)	Jenis kelamin Lk - 1 Pr - 2	Umur (tahun)	HANYA UNTUK ART 10 TAHUN KE ATAS	
					Status perkawinan (kode)	Partisipasi sekolah (kode)
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
1		<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
2		<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
3		<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
4		<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
5		<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
6		<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
7		<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
8		<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
9		<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
10		<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
11		<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
12		<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
13		<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
14		<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
15		<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

Kode Kolom (3):

Hubungan dengan kepala rumah tangga

1. Kepala rumah tangga
2. Istri/suami
3. Anak
4. Menantu
5. Cucu

6. Orang Tua/Mertua
7. Famili Lain
8. Pembantu Rumah Tangga
9. Lainnya

Kode Kolom (6):

Status perkawinan

1. Belum kawin
2. Kawin
3. Cerai hidup
4. Cerai mati

Kode Kolom (7):

Partisipasi sekolah

1. Tidak/belum pernah bersekolah
2. Masih bersekolah di jenjang pendidikan formal
3. Masih bersekolah di jenjang pendidikan non formal
4. Tidak bersekolah lagi

1. SETIAP SELESAI MENCATAT SEMUA ART DI KOLOM (2) DAN KOLOM (3) TANYAKAN SEKALI LAGI APAKAH ADA ART LAIN SEPERTI PEMBANTU RUMAH TANGGA, SOPIR, TUKANG KEBUN, PENGASUH ANAK/ORANG TUA DAN YANG SEJENISNYA YANG TINGGAL BERSAMA DALAM RUMAH TERSEBUT. JIKA ADA, MASUKKAN DALAM DAFTAR.
2. TANYAKAN PULA APAKAH ADA NAMA-NAMA YANG TERLEWAT SEPERTI BAYI YANG BARU LAHIR DAN ART YANG SEMENTARA BEPERGIAN. JIKA ADA, MASUKKAN KE DALAM DAFTAR.
3. SEMENTARA ITU, UNTUK ART YANG BEPERGIAN KURANG DARI 6 BULAN TETAPI DENGAN TUJUAN PINDAH ATAU AKAN MENINGGALKAN RUMAH SELAMA 6 BULAN ATAU LEBIH TIDAK DIANGGAP SEBAGAI ART, KELUARKAN DARI DALAM DAFTAR.
4. URUTKAN KEMBALI KE NOMOR URUT YANG ADA DI KOLOM (1).

V. KETERANGAN ANGGOTA RUMAH TANGGA YANG BERUMUR 10 TAHUN KE ATAS

NAMA: NO. URUT ART:
 PEMBERI INFORMASI:

7. Jika ada penawaran pekerjaan, apakah (NAMA) masih mau menerima?

YA 1 TIDAK 2

(JIKA R2.a.1 = 2 dan R3 = 2, LANJUTKAN KE SUB BLOK V.E)

V.A. PENDIDIKAN

1.a. Apakah ijazah/STTB tertinggi yang dimiliki (NAMA) ?

Tdk/bim pernah sekolah	1	SMA/Kejyah	8
Tdk/bim tamat SD	2	SMK	9
SD/bidaiyah	3	Paket C	10
Paket A	4	Diploma III	11
SMPT/teknis/ijah	5	Diploma II	12
SMP/Kejuruan	6	Diploma IV/Universitas	13
Paket B	7	SD/SD	14

b. Jurusan pendidikan/bidang studi:

.....

c. Apakah (NAMA) pernah mendapatkan pelatihan kerja dan memperoleh sertifikat?

YA 1 TIDAK 2 → SUB BLOK V.B

d. Sebutkan dua jenis pelatihan kerja yang utama?

1.
 2.

R8 s.d R18 HANYA UNTUK ART YANG BEKERJA (R2.a.1=1 ATAU R3=1)

8.a. Berapa jumlah hari kerja seluruh pekerjaan selama seminggu yang lalu? hari

b. Berapa jumlah jam kerja dari seluruh pekerjaan setiap hari selama seminggu yang lalu?

Gen	Sel	Rab	Kam	Jum	Sab	Ming	Jumlah

V.C. PEKERJAAN UTAMA

9. Apakah lapangan usaha/bidang pekerjaan utama dari tempat bekerja (NAMA) selama seminggu yang lalu?

DARI PENGUJIAN

(TULIS SELINGKAR-LENGKARNYA)

10. Apakah jenis pekerjaan/jabatan dari pekerjaan utama (NAMA) selama seminggu yang lalu?

DARI PENGUJIAN

(TULIS SELINGKAR-LENGKARNYA)

11. Berapakah jumlah jam kerja (NAMA) pada pekerjaan utama selama seminggu yang lalu?

..... jam

12. Apakah status/kedudukan (NAMA) dalam pekerjaan utama selama seminggu yang lalu?

- Berusaha sendiri 1
- Berusaha dibantu buruh tidak tetap/ buruh tak dibayar 2
- Berusaha dibantu buruh tetap/ buruh dibayar 3 R14
- Buruh/karyawan/pegawai 4
- Pekerja bebas di pertanian 5
- Pekerja bebas di non pertanian 6
- Pekerja keluarga/tak dibayar 7 → R15

13. Berapakah upah/gaji/pendapatan bersih yang diterima (NAMA) selama sebulan yang lalu dari pekerjaan utama baik berupa uang maupun barang?

Uang:

Rp.

Barang:

Rp.

V.B. KEGIATAN SEMINGGU YANG LALU

2.a. Selama seminggu yang lalu:

YA TIDAK

- 1. Apakah (NAMA) bekerja? 1 2
- 2. Apakah (NAMA) sekolah? 1 2
- 3. Apakah (NAMA) mengurus rumah tangga? 1 2
- 4. Apakah (NAMA) melakukan kegiatan lainnya, selain kegiatan pribadi? 1 2

JIKA KEGIATAN 1 s.d 4 BERKODE "2" LANJUTKAN KE R3

b. Dari kegiatan 1 s.d 4 yang menyatakan "Ya" di atas, kegiatan apakah yang menggunakan waktu terbanyak selama seminggu yang lalu?

1 → R4 2 3 4

(JIKA R2.a.1=1, LANJUTKAN KE R4)

3. Apakah (NAMA) mempunyai pekerjaan/usaha, tetapi sementara tidak bekerja¹⁾ selama seminggu yang lalu?

YA 1 TIDAK 2

4. Apakah (NAMA) sedang mencari pekerjaan?

YA 1 TIDAK 2

5. Apakah (NAMA) sedang mempersiapkan usaha baru?

YA 1 TIDAK 2

DITANYAKAN JIKA R4 = 2 DAN R5 = 2

6. Apakah alasan utama (NAMA) tidak mencari pekerjaan/ mempersiapkan usaha baru?

- Purus asa: Merasa tidak mungkin mendapatkan pekerjaan²⁾ 1
- Sudah diterima bekerja, tapi belum mulai bekerja 2
- Sedang bersekolah 3
- Mengurus rumah tangga 4
- Sudah mempunyai pekerjaan/usaha 5
- Merasa sudah cukup 6
- Tidak mampu melakukan pekerjaan 7 → R22
- Lainnya (.....) 8

TULISKAN

¹⁾ Sementara tidak bekerja: Jika R3 = 1 maka R12 tidak boleh bernomor 5 atau 6 atau 7.

²⁾ Alasan bagi mereka yang berhal-hal mencari pekerjaan tetapi tidak berhasil mendapatkan pekerjaan sehingga ia merasa tidak mungkin mendapatkan pekerjaan atau mereka yang merasa karena situasi/kondisi/lingkungan, tidak mungkin mendapatkan pekerjaan yang diinginkan.

DITANYAKAN JIKA R12 = 1,2,3 ATAU 4																												
14. Sudah berapa lama (NAMA) bekerja di pekerjaan utama sekarang? TAHUN <input type="text"/> <input type="text"/> BULAN <input type="text"/> <input type="text"/>																												
15. a. Dimanakah lokasi tempat kerja (NAMA) selama seminggu yang lalu? Provinsi : <input type="text"/> <input type="text"/> <input type="text"/> <input type="text"/> <input type="text"/> <input type="text"/> <input type="text"/> <input type="text"/> <input type="text"/> <input type="text"/> Kabupaten/Kota* : <input type="text"/> <input type="text"/> <input type="text"/> <input type="text"/> <input type="text"/> <input type="text"/> <input type="text"/> <input type="text"/> <input type="text"/> <input type="text"/> (JIKA PROP & KAB/KOTA = R1 & R2 BLOK I, LANJUTKAN KE R15.a)																												
b. Apabila di luar kabupaten/kota tempat tinggal, apakah (NAMA) pergi dan pulang ke/dari tempat kerja setiap hari, setiap minggu atau setiap bulan? Setiap hari 1 Setiap minggu 2 Setiap bulan 3 (JIKA R15.b = 2 ATAU 3, LANJUTKAN KE R15.a)																												
c. Berapa jarak tempuh dari rumah ke tempat kerja? <table border="0"> <tr> <td>< 10 Km</td> <td>1</td> <td>> 30 Km</td> <td>3</td> </tr> <tr> <td>10 - 29 Km</td> <td>2</td> <td>TT</td> <td>4</td> </tr> </table>		< 10 Km	1	> 30 Km	3	10 - 29 Km	2	TT	4																			
< 10 Km	1	> 30 Km	3																									
10 - 29 Km	2	TT	4																									
d. Berapa lama perjalanan dari rumah ke tempat kerja? <table border="0"> <tr> <td>< 30 Menit</td> <td>1</td> <td>61 - 120 Menit</td> <td>3</td> </tr> <tr> <td>31 - 60 Menit</td> <td>2</td> <td>> 120 Menit</td> <td>4</td> </tr> </table>		< 30 Menit	1	61 - 120 Menit	3	31 - 60 Menit	2	> 120 Menit	4																			
< 30 Menit	1	61 - 120 Menit	3																									
31 - 60 Menit	2	> 120 Menit	4																									
e. Apakah jenis transportasi yang biasanya digunakan (NAMA) untuk pergi dan pulang ke/dari tempat kerja? <table border="0"> <tr> <td>Transportasi umum</td> <td>1</td> <td>Transportasi pribadi</td> <td>3</td> </tr> <tr> <td>Transportasi bersama</td> <td>2</td> <td>Jalan kaki</td> <td>4</td> </tr> </table>		Transportasi umum	1	Transportasi pribadi	3	Transportasi bersama	2	Jalan kaki	4																			
Transportasi umum	1	Transportasi pribadi	3																									
Transportasi bersama	2	Jalan kaki	4																									
16. a. Kapan (NAMA) pertama kali mulai bekerja/berusaha? lebih dari setahun yang lalu 1 → R17 setahun terakhir 2																												
b. Berapa lama (NAMA) mencari pekerjaan/mempersiapkan usaha? LAMANYA: <input type="text"/> BULAN <input type="text"/> <input type="text"/>																												
V.D. PEKERJAAN TAMBAHAN																												
17. Apakah (NAMA) selama seminggu yang lalu mempunyai pekerjaan tambahan? YA 1 TIDAK 2 → SUB BLOK V.E																												
18. Apakah lapangan usaha/pekerjaan tambahan utama (NAMA)? (TULIS SINGKAT/LONGKARNYA)																												
V. E. KEGIATAN Mencari PEKERJAAN/ MEMPERSIAPKAN USAHA																												
R19 s.d R22 DITANYAKAN JIKA R4 = 1 ATAU R5 = 1																												
19. Apakah alasan utama (NAMA) mencari pekerjaan/ mempersiapkan usaha baru? <table border="0"> <tr> <td>Tamat sekolah/bidak bersekolah lagi</td> <td>1</td> </tr> <tr> <td>Tanggung jawab mencari nafkah/membantu ekonomi rumah tangga atau keluarga</td> <td>2</td> </tr> <tr> <td>Menambah penghasilan</td> <td>3</td> </tr> <tr> <td>Pekerjaan yang ada kurang sesuai</td> <td>4</td> </tr> <tr> <td>PHK</td> <td>5</td> </tr> <tr> <td>Usaha terhenti</td> <td>6</td> </tr> <tr> <td>Lainnya (.....)</td> <td>7</td> </tr> </table>		Tamat sekolah/bidak bersekolah lagi	1	Tanggung jawab mencari nafkah/membantu ekonomi rumah tangga atau keluarga	2	Menambah penghasilan	3	Pekerjaan yang ada kurang sesuai	4	PHK	5	Usaha terhenti	6	Lainnya (.....)	7													
Tamat sekolah/bidak bersekolah lagi	1																											
Tanggung jawab mencari nafkah/membantu ekonomi rumah tangga atau keluarga	2																											
Menambah penghasilan	3																											
Pekerjaan yang ada kurang sesuai	4																											
PHK	5																											
Usaha terhenti	6																											
Lainnya (.....)	7																											
20. Upaya apa saja yang pernah dilakukan (NAMA) ketika mencari pekerjaan/mempersiapkan usaha baru? <table border="0"> <tr> <td></td> <td>YA</td> <td>TIDAK</td> </tr> <tr> <td>1. Mendaftar pada bursa kesempatan kerja</td> <td>1</td> <td>2</td> </tr> <tr> <td>2. Menghubungi perusahaan/kantor</td> <td>3</td> <td>4</td> </tr> <tr> <td>3. Melamar dengan memanfaatkan iklan</td> <td>1</td> <td>2</td> </tr> <tr> <td>4. Menghubungi keluarga/kenalan</td> <td>3</td> <td>4</td> </tr> <tr> <td>5. Mengumpulkan modal/perengkapan</td> <td>1</td> <td>2</td> </tr> <tr> <td>6. Mencari lokasi/tempat usaha</td> <td>3</td> <td>4</td> </tr> <tr> <td>7. Mengurus surat perizinan usaha</td> <td>1</td> <td>2</td> </tr> <tr> <td>8. Lainnya (.....)</td> <td>3</td> <td>4</td> </tr> </table>			YA	TIDAK	1. Mendaftar pada bursa kesempatan kerja	1	2	2. Menghubungi perusahaan/kantor	3	4	3. Melamar dengan memanfaatkan iklan	1	2	4. Menghubungi keluarga/kenalan	3	4	5. Mengumpulkan modal/perengkapan	1	2	6. Mencari lokasi/tempat usaha	3	4	7. Mengurus surat perizinan usaha	1	2	8. Lainnya (.....)	3	4
	YA	TIDAK																										
1. Mendaftar pada bursa kesempatan kerja	1	2																										
2. Menghubungi perusahaan/kantor	3	4																										
3. Melamar dengan memanfaatkan iklan	1	2																										
4. Menghubungi keluarga/kenalan	3	4																										
5. Mengumpulkan modal/perengkapan	1	2																										
6. Mencari lokasi/tempat usaha	3	4																										
7. Mengurus surat perizinan usaha	1	2																										
8. Lainnya (.....)	3	4																										
21. Sudah berapa lama (NAMA) mencari pekerjaan atau mempersiapkan usaha baru? TAHUN <input type="text"/> <input type="text"/> BULAN <input type="text"/> <input type="text"/>																												
22. Pekerjaan yang dicari/Usaha yang sedang dipersiapkan: <table border="0"> <tr> <td>Pekerjaan penuh waktu (Full time)</td> <td>1</td> </tr> <tr> <td>Pekerjaan paruh waktu (Part time)</td> <td>2</td> </tr> </table>		Pekerjaan penuh waktu (Full time)	1	Pekerjaan paruh waktu (Part time)	2																							
Pekerjaan penuh waktu (Full time)	1																											
Pekerjaan paruh waktu (Part time)	2																											
V.F. PENGALAMAN KERJA																												
23. Apakah (NAMA) pernah mempunyai pekerjaan/usaha sebelumnya? YA 1 TIDAK 2 → STOP																												
24. Apakah (NAMA) berhenti bekerja/pindah pekerjaan selama setahun terakhir? YA 1 TIDAK 2 → STOP																												
25. Alasan utama (NAMA) berhenti bekerja/pindah pekerjaan selama setahun terakhir: <table border="0"> <tr> <td>PHK</td> <td>1</td> </tr> <tr> <td>Usaha terhenti (bangkrut)</td> <td>2</td> </tr> <tr> <td>Pendapatan kurang memuaskan</td> <td>3</td> </tr> <tr> <td>Tidak cocok dengan lingkungan kerja</td> <td>4</td> </tr> <tr> <td>Habis masa kerja/kontrak</td> <td>5</td> </tr> <tr> <td>Lainnya (.....)</td> <td>6</td> </tr> </table>		PHK	1	Usaha terhenti (bangkrut)	2	Pendapatan kurang memuaskan	3	Tidak cocok dengan lingkungan kerja	4	Habis masa kerja/kontrak	5	Lainnya (.....)	6															
PHK	1																											
Usaha terhenti (bangkrut)	2																											
Pendapatan kurang memuaskan	3																											
Tidak cocok dengan lingkungan kerja	4																											
Habis masa kerja/kontrak	5																											
Lainnya (.....)	6																											
26. Apakah lapangan usaha/pekerjaan (NAMA) sebelum berhenti bekerja/pindah pekerjaan terakhir? (TULIS SINGKAT/LONGKARNYA)																												
27. Apakah status/keudukan (NAMA) sebelum berhenti bekerja/pindah pekerjaan terakhir? <table border="0"> <tr> <td>Berusaha sendiri</td> <td>1</td> </tr> <tr> <td>Berusaha dibantu buruh tidak tetap/buruh tidak dibayar</td> <td>2</td> </tr> <tr> <td>Berusaha dibantu buruh tetap/buruh dibayar</td> <td>3</td> </tr> <tr> <td>Buruh/karyawan/pegawai</td> <td>4</td> </tr> <tr> <td>Pekerja bebas di pertanian</td> <td>5</td> </tr> <tr> <td>Pekerja bebas di non pertanian</td> <td>6</td> </tr> <tr> <td>Pekerja keluarga/tidak dibayar</td> <td>7</td> </tr> </table>		Berusaha sendiri	1	Berusaha dibantu buruh tidak tetap/buruh tidak dibayar	2	Berusaha dibantu buruh tetap/buruh dibayar	3	Buruh/karyawan/pegawai	4	Pekerja bebas di pertanian	5	Pekerja bebas di non pertanian	6	Pekerja keluarga/tidak dibayar	7													
Berusaha sendiri	1																											
Berusaha dibantu buruh tidak tetap/buruh tidak dibayar	2																											
Berusaha dibantu buruh tetap/buruh dibayar	3																											
Buruh/karyawan/pegawai	4																											
Pekerja bebas di pertanian	5																											
Pekerja bebas di non pertanian	6																											
Pekerja keluarga/tidak dibayar	7																											

*Jenis yang tidak perlu

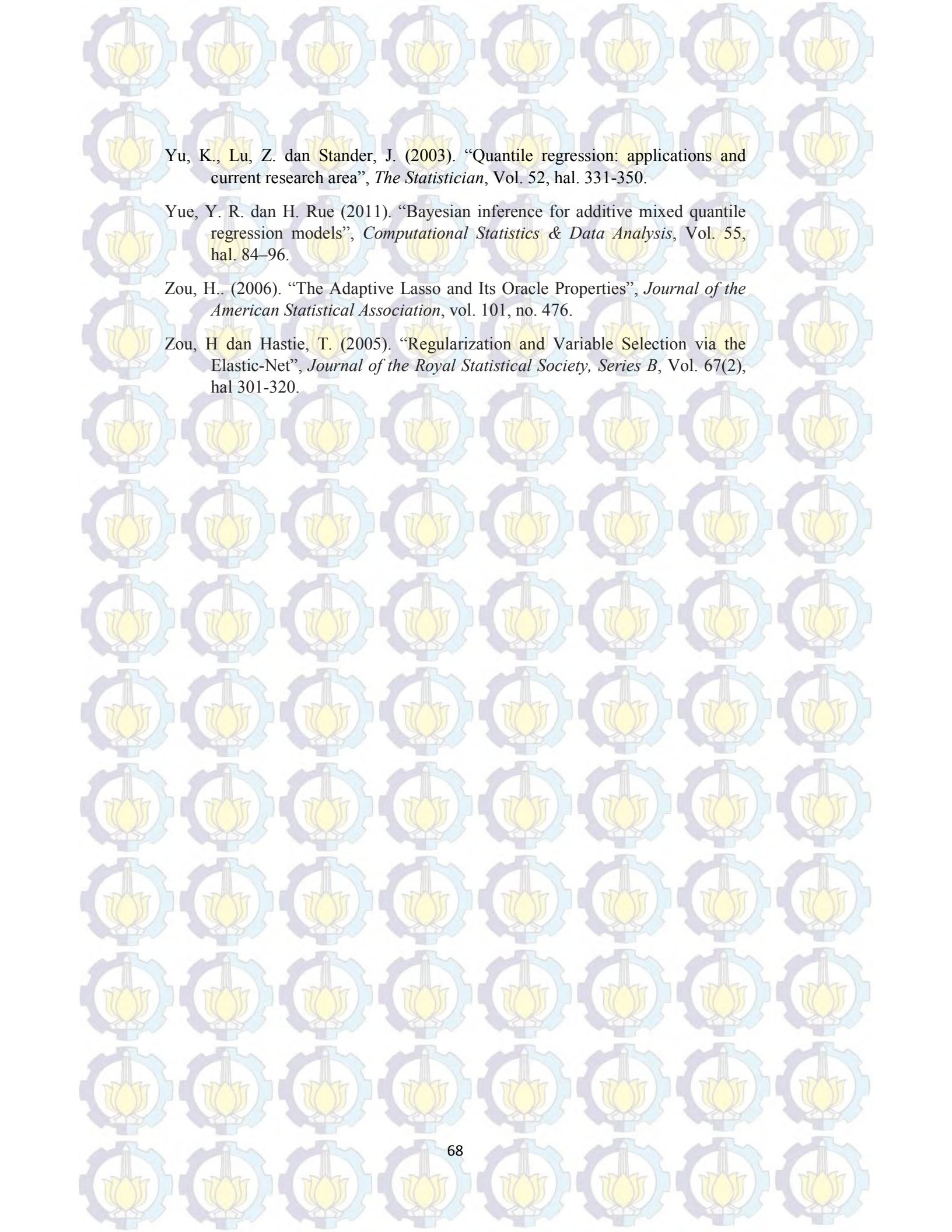
**Jika responden bulat kepala rumah tangga tidak boleh bernomor 2 atau 3.

DAFTAR PUSTAKA

- Alhamzawi, R., K. Yu dan D.F. Benoit. (2012). “Bayesian adaptive Lasso quantile regression”, *Statistical Modelling*, 12(3), 279-297.
- Becker, B., dan Gerhart, B..(1996). “The Impact of Human Resource Management on Organizational Performance: Progress and Prospects”. *The Academy of Management Journal*, 39(4), 779-801
- Blaug, Mark. (1976). “The Empirical Status of Human Capital Theory: A Slightly Jaundiced Survey”, *Journal of Economic Literature*, vol. 14(3), hal. 827-855.
- BPS Provinsi Sulawesi Selatan. (2015). *Indikator Makro Sosial Ekonomi Sulawesi Selatan Triwulan 2 2015*, BPS Provinsi Sulawesi Selatan, Makassar
- Buchinsky, M.. (1994). “Changes in the US Wage Structure 1963-1987: Application of Quantile Regression”, *Econometrica*, Vol. 62, hal. 405-459.
- Budiono (1991), *Ekonomi Mikro*, BPFE-UGM, Jakarta.
- Burgette, L.F. dan Reiter J.P.. (2012). “Modeling adverse birth outcomes via confirmatory factor quantile regression”, *Biometrics*, Vol. 68, hal. 92–100.
- Comola, M., dan de Mello, L. (2010), “Educational attainment and selection into the labour market: the determinants of employment and earnings in Indonesia”, *Paris-Jourdan Sciences Economiques Working Paper*. Vol. 6 (2010).
- Duflo, E.. (2001). “Schooling and labor market consequences of school construction in Indonesia: evidence from an unusual policy experiment”, *The American Economic Review*, Vol. 91(4), hal 795–813.
- Ehrenberg R.G., dan Smith, R.S.. (1988). *Llobern Labour Economics: Theory and Public Policy*, Scott, Foresman and Company, USA.
- Elfindri. (2001). *Ekonomi Sumber Daya Manusia*. Andalas University. Padang.
- Fan, J., dan Li, R. (2001). “Variable Selection via Nonconcave Penalized Likelihood and Its Oracle Properties”, *Journal of the American Statistical Association*, 96, 1348-1360.
- Galton, F.. (1886), “Family Likeness in Stature”, *Proceedings of Royal Society*, London, vol. 40, hal. 42 – 72.
- Hardle, W. dan Prastyo, D.D.. (2014). *Embedded predictor selection for Default Risk Calculation: A Southeast Asian Industry Study*. in Chuen, D.L.K. and Gregorion, N. (Eds), *Handbook of Asian Finance*, Vol. 1. *Fainancial Market and Sovereign Wealth Fund*, Academic Press, San Diego.

- Heidelberger, P. dan Welch, P.D.. (1980). "Simulation run length control in the presence of an initial transient" *Operations Research Letters*, vol. **31**, hal. 1109-44
- Koenker, R., dan Basset, Jr., G.. (1978), "Regression Quantiles", *Econometrica*, Vol. 46, hal. 33-50.
- Koenker, R., dan Machado, J.A.F.. (1999). "Goodness of fit and related inference processes for quantile regression". *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 94, hal. 1296 – 1310.
- Koenker, R., dan Hallock, K.F.. (2001). "Quantile Regression: An Introduction", *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 15, hal. 143 - 156.
- Koenker, R.. (2005). *Quantile Regression*, Cambridge University Press, Cambridge.
- Kotz, S., Kozubowski, T.J. dan Podgorski, K.. (2001). *The Laplace Distribution and Generalization: A Revisit with Application to Communications, Economics, Engineering, and Finance*, Springer Science and Business Media, New York.
- Lemieux, Thomas. (2006). "Increasing Residual Wage Inequality: Composition Effects, Noisy Data, or Rising Demand for Skill?" *American Economic Review*, 96(3), hal 461-498.
- Lubrano, M. Dan Abdoul Aziz, J.N..(2014). "Bayesian Unconditional Quantile Regression: An Analysis of Recent Expansions in Wage Structure and Earnings Inequality in the US 1992-2009", *Scottish Journal of Political Economy*, vol. 61(2), hal. 129-153,05.
- Li, Q., R. Xi dan N. Lin. (2010). "Bayesian Regularized Quantile Regression", *Bayesian Analysis*, vol. 5(3), hal. 533-556.
- Lum, K. dan Gelfand A.. (2012). "Spatial quantile multiple regression using the asymmetric Laplace process", *Bayesian Analysis*, Vol. 7, hal. 235 – 258.
- Manning C.. (1994). "What Has Happened to Wages in The New Order ?", *Bulletin of Indonesian Economic Studies*, Vol. 30, No. 3, hal. 73-114.
- Machado, J.A.F. dan Mata, J.. (2001). "Earning functions in Portugal 1982–1994: Evidence from quantile regression, Economic applications of quantile regression", *Empirical Economics*, Vol. 26, hal 115-134
- Meng, Xin, dan Miller P.W.. (1995). "Occupational Segregation and Its Impact on Gender Wage Discrimination in China's Rural Industrial Sector", *Oxford Economic Papers*, Vol. 47 No. 1, hal. 136-155.
- Mincer, J.. (1974). *Schooling, Experience and Earnings*, The Natural Bureau of Economic Research, New York.

- Montenegro, C.E. (2001). "Wage Distribution in Chile: Does Gender Matter? A Quantile Regression Approach", *Working Paper in Development Research Group*, World Bank, No. 20.
- Mosteller, F., dan Tukey, J.W. (1977). *Data Analysis and Regression: a second course in Statistics*, Pearson, New Jersey
- Nakamura, A., Nakamura, M., dan Cullen, D. (1979). "Job Opportunities, the Offered Wage and the Labour Supply of Married Women", *American Economic Review*, Vol. 69, hal. 787-805.
- Nielsen, H.S. dan Rosholm, M. (2002). *The public-private sector wage gap in Zambia in the 1990s: A quantile regression approach*, *Economic applications of quantileregression*, Edited by Fitzenberger, B., Koenker, R. and Machado, J. A. F., Physica Verlag, Heidelberg
- Pirmana, V. (2006). "Earnings Differential during Male-Female in Indonesia: Evidence From Sakernas Data," *Working Paper in Economics and Development Studies*, Department of Economics, University of Padjadjaran, No. 200608.
- Purnastuti L. , Miller P.W. dan Salim R. (2013). "Declining rates of return to education: evidence for Indonesia", *Bulletin of Indonesian Economic Studies*, Vol. 49:2, hal 213-236.
- Samuelson, P.A. dan Nordhaus, W.D.. (1996). *Makro Ekonomi Edisi ke-17*, Erlangga, Jakarta.
- Schruben, L.W. (1982). "Detecting initialization bias in simulation experiments", *Operations Research Letters*, vol. 30, hal. 569-590.
- Thibbsirani, R. (1996). "Regression Shrinkage and Selection via the Lasso", *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, Vol. 58, hal 267-288.
- Taddy M.A dan Athanasios K.. (2010). "A Bayesian Nonparametric Approach to Inference for Quantile Regression", *American Statistical Association Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 28, hal. 357-369.
- Yu, K. dan R. A. Moyeed. (2001). "Bayesian quantile regression", *Statistics & Probability Letters*, Vol. 54, hal. 437-447.
- Yu, K., Kerm, P.V., dan J. Zhang. (2005). "Bayesian Quantile Regression: An Application to the Wage Distribution in 1990s Britain", *The Indian Journal of Statistics*, Vol. 67, Part 2, hal. 359-377.
- Yu, K. dan Stander J. (2007). "Bayesian analysis of a Tobit quantile regression model", *Journal of Econometrics*, Vol. 137, 260-276.



Yu, K., Lu, Z. dan Stander, J. (2003). “Quantile regression: applications and current research area”, *The Statistician*, Vol. 52, hal. 331-350.

Yue, Y. R. dan H. Rue (2011). “Bayesian inference for additive mixed quantile regression models”, *Computational Statistics & Data Analysis*, Vol. 55, hal. 84–96.

Zou, H.. (2006). “The Adaptive Lasso and Its Oracle Properties”, *Journal of the American Statistical Association*, vol. 101, no. 476.

Zou, H dan Hastie, T. (2005). “Regularization and Variable Selection via the Elastic-Net”, *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, Vol. 67(2), hal 301-320.

BIOGRAFI PENULIS



Penulis dilahirkan di Kambara, Kecamatan Tikep, Kabupaten Muna, Sulawesi Tenggara pada tanggal 8 Oktober 1982, Orang Tua Ibu Wa Inawu dan Bapak La Sabara. Saat ini penulis sudah berkeluarga dengan istri bernama Umi Azizah dengan tiga anak Muhammad Fahmi Hamzah, Muhammad Umar Tsaqif dan Aisyah Hanan Dzakiyah. Riwayat pendidikan penulis adalah SDN No. 8 Raha (1989-1995), SLTP Negeri 2 Raha (1995-1998), SMU Negeri 2 Raha (1998-2001), Sekolah Tinggi Ilmu Statistik (STIS) Jakarta (2001-2005). Setelah menamatkan pendidikan D-IV di STIS, penulis ditugaskan bekerja di BPS Kabupaten Bone Provinsi Sulawesi Selatan (2006 - sekarang). Pada tahun 2014 penulis memperoleh kesempatan beasiswa dari BPS untuk melanjutkan studi S2 di Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya. Alamat email yang bisa dihubungi zablin@bps.go.id.

Surabaya, Februari 2016

Zablin